

中国金融机构的系统性风险贡献度研究

刘晓东 欧阳红兵*

摘要 当前金融机构之间的关联越来越紧密, 极易诱发系统性风险。基于 2012—2016 年中国金融市场数据, 本文采用两步分位数回归、LASSO 技术和复杂网络理论来研究金融机构的系统性风险贡献度。研究发现, 影响金融机构在险价值 (VaR) 的关键因子为其他机构滞后一期的损失超出量, 即机构之间的相互关联性; 可以运用系统性风险贡献度动态识别和度量系统重要性, 其中相互关联性发挥主要作用, 且比规模更加重要, 结果显示银行业最具系统重要性。本文发展的方法对于有效地防范与监管系统性风险具有重要的应用价值。

关键词 系统性风险贡献度, 最小绝对值收缩和筛选算子 (LASSO), 网络中心性

DOI: 10.13821/j.cnki.ceq.2019.03.04

一、引 言

国家已将防范和化解系统性金融风险作为推动金融业改革和健康发展、保障国家金融安全的重中之重。2007—2009 年的金融危机表明, 不同银行的资产和信贷敞口之间存在高度的相互关联性, 个别银行的风险事件能够引起连锁反应, 演变成整个金融体系的风险, 并最终对整个金融体系的稳定性造成实质性的威胁。由此可见, 在高度关联的金融体系内, 忽略其他金融机构潜在的风险溢出效应, 孤立地去评估单个机构的风险将会出现偏误。事实上, 系统性风险¹, 是指单个机构自身的风险通过机构之间的关联性传导给其他机

* 刘晓东, 中南民族大学经济学院; 欧阳红兵, 华中科技大学经济学院和文华学院。通信作者及地址: 刘晓东, 湖北省武汉市洪山区民族大道 182 号中南民族大学经济学院, 430074; 电话: (027) 67842744; E-mail: fellowliu@21cn.com。作者感谢教育部人文社会科学研究规划基金项目“系统重要性金融机构的识别方法与评估体系研究”(19YJA790067)、湖北省教育厅人文社会科学研究一般项目“金融系统性风险传导机制识别及其预警体系研究”(QSY16005)以及中南民族大学中央高校基本科研业务费专项资金资助项目“基于复杂网络的系统性风险与金融监管改革研究”(CSQ13022)的资助。感谢两位匿名审稿人对本文的宝贵意见, 当然文责自负。

¹ 这里的系统性风险 (systemic risk) 是从宏观层面而言的, 是指整个系统崩溃的风险或可能性。而邦振龙等 (2014) 中的“系统性风险” (systematic risk) 是基于微观的投资个体而言的, 亦称为不可分散风险 (undiversifiable risk) 或市场风险 (market risk)。因此, 两者是不同的概念。为了区别两者, 学界通常将 systematic risk 译为“系统风险”, 而将 systemic risk 译为“系统性风险”。

构,形成风险溢出效应,进而显著增加整个金融体系出现失败乃至崩溃的可能性。它主要由金融机构自身的规模和特有的风险,以及与其他机构的关联性共同决定。随着金融创新深化、混业经营加速,机构之间的相互关联性已经使得金融体系融合成为错综复杂的庞大网络。因此,学术界和金融监管当局越来越重视金融网络的相互关联性和依赖性,逐渐摒弃那种孤立、静止地强调单个机构微观风险监管而忽视整体、动态分析系统性风险的方法论,而从金融机构之间的相互关联性出发构建系统性风险的测度、预警和控制体系。

如果能够获取金融机构内部资产和债务敞口的详细信息,那么就可以直接运用金融网络模型和金融传染理论来研究系统性风险,如 Allen and Gale (2000), Freixas *et al.* (2000) 等。但是这样的数据一般不会公开披露,甚至监管当局也只能收集到关于机构之间联系的部分信息。因此,为了克服这一局限性,国内外研究者采取各种方法来探索金融机构之间的相互关联性和依赖性,进而研究系统性风险。主要沿着两条思路展开:

(一) 运用复杂网络理论来研究金融机构之间的相互关联性

(1) 构建以相似性为基础的网络 (similarity based networks), 就是计算节点之间的相关系数, 然后以一定的标准来筛选出有效的连接 (连边)。常用的方法有: MST (minimum spanning tree, 最小生成树), PMFG (planar maximally filtered graph, 平面极大过滤图), partial correlation (偏相关系数), winner-take-all (赢者通吃) 等。代表性的研究有: Lautier and Raynaud (2012) 在计算同期收益率的相关系数的基础上, 运用 MST 的方法识别出系统性风险传导机制; 欧阳红兵和刘晓东 (2015) 采用最小生成树 (MST) 和平面极大过滤图 (PMFG) 方法构建和分析金融市场网络, 动态识别出金融网络中节点的系统重要性, 并利用最小生成树的唯一性全面而直观地显示出系统性风险的传导机制。

(2) 使用最大熵法 (maximum entropy, ME) 构建金融网络。比如, Upper and Worms (2004), Furfine (2003) 等。国内方面, 比如马君潞等 (2007)。

(3) 格兰杰因果 (Granger-causality) 网络。比如, Billio *et al.* (2012) 利用格兰杰因果检验来构建有向网络, 并提出利用流动性、杠杆率、关联性和损失来描述系统性风险。相应的检测方法则有五种: 收益的非流动性、相关性、主成分分析、机制转换模型和 Granger 因果检验。Geracy and Gnabo (2015) 以此为基础, 进一步发展出 TVP-VAR, 研究结果表明 TVP-VAR 明显优于传统的滚动窗口格兰杰检验, 且具有更稳定的以链接为基础的系统重要性排序。

但由于 Granger 因果检验对滞后期非常敏感且因果关系只在统计意义上成立,并不具有经济意义显著性,且一般只能对变量进行两两分析,而有向无环图 (directed acyclic graphs, DAG) 可以克服这些不足。Yang and Zhou (2013) 采用 DAG 和结构方差分解方法,利用 CDS 数据对 43 家大型国际金融机构在 2008—2009 年前后的信用风险传导和金融网络结构进行了研究。范小云等 (2013) 基于 CCA (contingent claim analysis) 与 DAG 相结合的方法,对系统重要性银行进行了鉴别。

(4) 基于 LASSO 方法构建金融网络。最小绝对值收缩和筛选算子 (LASSO) 方法最早由 Tibshirani (1996) 提出,其基本思想是在回归系数的绝对值之和小于一个常数的约束条件下,使残差平方和最小化,将无关变量的回归系数压缩为零,同时得到重要变量的系数估计,从而达到解释变量集合降维精简的目的,并同步完成变量选择和参数估计。Hautsch *et al.* (2015) 基于公开获取的股价、资产负债表数据等,采用 LASSO 技术来构建有向金融网络,结果表明其他机构的尾部风险溢出 [以损失超出量 (loss exceedance) 来测量] 是影响某家机构尾部风险的主要因素。Sakr (2016) 研究了英国金融体系中 10 家最大的上市金融机构,发现汇丰银行 (HSBC) 和巴克莱银行 (Barclays) 具有最大的系统性风险影响。

(5) 其他方法。Diebold and Yilmaz (2014) 运用方差分解方法 (variance decompositions) 构建链接表格 (connectedness table); Alter and Beyer (2014) 基于 VARX (vector autoregressive model with exogenous variables), 运用广义脉冲响应方法构建溢出矩阵 (spillover matrix); 隋聪等 (2014) 提出无标度网络的构造方法。

(二) 以在险价值 (VaR) 为基础的系统性风险分析

(1) CoVaR 及其衍生模型。Adrian and Brunnermeier (2016) 提出条件风险价值 (CoVaR) 方法,用于衡量当单个金融机构处于危机时,其他金融机构面临的风险。CoVaR 相对于 VaR 的变化率即为风险溢出值。一般而言,相互关联性在经济下行时较强而在经济上行时较弱,因此单个金融机构陷入困境时,在不同经济环境下对金融体系的影响是不对称的,从而需要对 CoVaR 加以改进。López-Espinosa *et al.* (2012) 考虑个体银行与系统之间的非线性尾部联动,提出非对称 CoVaR 方法。

(2) SES (systemic expected shortfall, 系统预期损失)、MES (marginal expected shortfall, 边际预期损失) 及其衍生模型。比如, Acharya *et al.* (2010) 提出系统预期损失,用来测量当整个金融体系处于资本金不足状态时,单个银行资本金不足造成的预期损失值。Brownlees and Engle (2011) 提出系统性风险测度指标 (SRISK) 用来测量在给定单个公司的杠杆程度和

MES条件下,该公司的预期资本缺口。而在估计MES时,采用时变波动率和相关系数类的TARCH和DCC模型。梁琪等(2013)运用系统性风险指数(SRISK)方法,确定了系统重要性金融机构。

由于CoVaR不能很好地捕捉尾部传染风险,MES忽视了金融机构风险特质的影响,也无法直接判定金融机构的系统重要性,为此,Banulescu and Dumitrescu(2015)采用成分期望损失法(CES),引入金融机构市值权重,较好地捕捉到系统重要性金融机构的“关联太紧密而不能倒”和“太大而不能倒”等特征。

(3)极值理论模型(EVT)。单变量EVT于1997年应用于VaR的估计中,Zhou(2009)则运用多元EVT测度系统重要性,将二元分析推广至多家银行。在PAO(probability that at least one bank becomes distressed)的基础上,Zhou(2009)提出系统性影响指数(systemic impact index, SII)和脆弱性指数(vulnerability index, VI)。实证表明,PAO和VI在对系统重要性机构排名时有效性相当,而SII比前两者更有效。显然,从统计角度而言,评估这种建立在多元变量失败概率分布之上的风险连接性,是非常复杂的。

纵观这些研究,运用复杂网络理论研究系统性风险已成为该领域的主流趋势,现有多数研究主要是在正常经济条件下经济变量(通常是收益率)分布的中心处或者均值处构建金融网络。而现实中,金融数据通常具有“尖峰厚尾”的特性,尾部或者极端市场情形更加重要,而现有文献在采用复杂网络理论研究经济变量分布的尾部(通常是左尾)以及极端市场情形方面有所欠缺。而对于建立在VaR基础上的模型,其优势在于考察的是经济变量分布的尾部以及极端市场情形,但不足之处在于无法从网络的视角,宏观地、系统地、动态地把握系统性风险,同时没有考虑到金融机构之间的相互依赖性(即网络拓扑结构)对风险溢出和系统性风险的影响,而这往往很可能会低估规模小但具有高度关联性的机构的系统重要性。

为此,本文采用Hautsch *et al.* (2015)的方法,充分融合复杂网络理论和VaR模型的优点,来评估经济变量分布的尾部以及极端市场条件下金融机构的风险,并采用分位数回归下的LASSO方法寻求金融机构之间的相互关联性以及风险溢出效应,进而基于复杂网络理论探讨“关联太紧密而不能倒”(too-interconnected-to-fail)的理论基础,并研究金融机构对金融体系的系统性风险贡献度问题。

本文对以下几方面有所改进。首先,对经济变量进行改进,特别是计算波动率指标,本文采用中国股市交易的高频数据计算得到已实现波动率(realized volatility),使得波动率测量更加精确;其次,本文着重运用复杂网络理论研究上市金融机构尾部风险网络的无标度性,从而为宏观审慎监管提供依据;再次,本文着重研究机构特征相对于其均值的变动对系统性风险 β 时变性的

影响，从而可以更加有效地捕捉市场波动；最后，更为重要的是，结合中国金融市场的实际情况，着重研究2015年“股灾”和2016年熔断机制实施时的系统重要性，以考察系统重要性的动态演化，从而为中国金融监管政策和实践提供现实依据。

本文余下部分结构如下：第二部分，运用分位数回归下的LASSO方法构建尾部风险网络；第三部分，研究机构对金融体系的系统性风险贡献度；第四部分，对模型的有效性进行检验；第五部分，给出本文的结论。

二、构建尾部风险网络

(一) 识别尾部风险的影响因子

定义 R_t^i 为金融机构的资产收益，用条件 VaR^2 ，即 $\text{VaR}_{p,t}^i$ 来测量机构 i 的尾部风险，即：

$$\Pr(-R_t^i \geq \text{VaR}_{p,t}^i | F_t^{(i)}) = \Pr(R_t^i \leq -\text{VaR}_{p,t}^i | F_t^{(i)}) = p. \quad (1)$$

这里， $\text{VaR}_{p,t}^i = \text{VaR}_{p,t}^i(F_t^{(i)}) = -Q_{p,t}^i$ 是以 $F_t^{(i)}$ 为条件的、关于 R_t^i 的(负的)条件 p -分位数。 $F_t^{(i)}$ 为机构 i 的尾部风险影响因子。

同样，金融系统的风险 $\text{VaR}_{p,t}^s$ 是系统收益 R_t^s 的条件 VaR 。而 R_t^s 是系统中所有金融机构的以总市值加权的平均收益率。假定 $\text{VaR}_{p,t}^s$ 是 $\text{VaR}_{p,t}^i$ 和 X_t (控制变量)的函数，即 $\text{VaR}_{p,t}^s = \text{VaR}_{p,t}^s(\text{VaR}_{p,t}^i, X_t) = -Q_{p,t}^s$ ，那么，系统性风险 β 为机构 i 的尾部风险对系统尾部风险的边际影响，

$$\frac{\partial \text{VaR}_{p,t}^s(X_t, \text{VaR}_{q,t}^i)}{\partial \text{VaR}_{q,t}^i} = \beta_{p,q}^s |^i. \quad (2)$$

后文将以 $\beta_{p,q}^s |^i$ 的时变性和统计显著性，以及总影响 $\beta_{p,q}^s |^i \text{VaR}_{q,t}^i$ 的大小来判断机构的系统重要性。而系统相关性是否具有时变性，将取决于 $\text{VaR}_{q,t}^i$ 和 $\beta_{p,q}^s |^i$ 两者。

设定在时点 t ($t=1, 2, 3, \dots, T$)，机构 i 的 VaR 是尾部风险影响因子 $F_t^{(i)}$ 的线性函数，即

$$\text{VaR}_q^i = F_t^{(i)'} \xi_q^i. \quad (3)$$

由于 VaR 无法直接观测，需要通过以下关于收益率的线性分位数回归模型估计得到，

$$R_t^i = -F_t^{(i)'} \xi_q^i + \epsilon_t^i, \quad Q_q(\epsilon_t^i | F_t^{(i)}) = 0. \quad (4)$$

² 此处的条件 VaR ，是以 F_t 为条件的 VaR ，即 $\text{VaR}_{p,t}^i(F_t^{(i)})$ 。它既不同于一般的无条件 VaR ，也不同于Adrian and Brunnermeier (2016)提出的 CoVaR 。无条件 VaR 是指机构 i 的收益率的(负的) p -分位数。 $\text{CoVaR}^{\text{system} | i}$ 是测量机构 i 处于困境状态下，金融体系的 VaR 。本文的条件 VaR ，即 $\text{VaR}_{p,t}^i(F_t^{(i)})$ 相当于Adrian and Brunnermeier (2016)中由式(11a)估计出的式(12a)，但是包含的变量不仅只有宏观经济变量，还有机构的个体特征等其他变量。

这里, 最主要的难题在于如何从 F_t 中选择合适的、显著的变量 $F_t^{(i)}$ 来构建模型。 F_t 包括滞后期宏观状态变量 M_{t-1} , 滞后期机构特征 C_{t-1}^i , 机构 i 的滞后期收益率 R_{t-1}^i , 以及其他机构对 i 的影响 $L_t^{-i} = (L_t^j)_{j \neq i}$ 。其中, $L_t^j = R_t^j 1 (R_t^j \leq \widehat{Q}_{0.1}^j)$, 为机构 j 的损失超出量, 表示机构 j 处于困境时对 i 的影响, $\widehat{Q}_{0.1}$ 表示 R_t^j 的 10% 无条件样本分位数。因为 L_t^{-i} 是收益率的已实现值, 而 VaR_t^i 是未来的预测值, 所以这种设定能够避免内生性问题。

当从 F 筛选出机构 i 的尾部风险影响因子 $F^{(i)}$ 之后, 按照 Koenker and Bassett (1978) 的线性分位数回归方法, 即

$$\widehat{\xi}_q^i = \operatorname{argmin} \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \rho_q(R_t^i + F_t^{(i)'} \xi_q^i), \quad (5)$$

可以得到 ξ_q^i 的估计 $\widehat{\xi}_q^i$ 。其中, 损失函数 $\rho_q(u) = u(q - I(u < 0))$, 当 $u < 0$ 时, $I(\cdot) = 1$; 当 $u \geq 0$ 时, $I(\cdot) = 0$ 。

最后, 可以得到机构 i 的 VaR,

$$\widehat{\text{VaR}}_{q,t}^i = F_t^{(i)'} \widehat{\xi}_q^i \quad (6)$$

下面, 来研究如何从 F_t 中选择合适的、显著的变量 $F_t^{(i)}$ 。由于经济现象的错综复杂性, 影响收益率 R_t^i 的因素 F_t 非常多。为了减小可能存在的遗漏变量偏差, 通常会在模型中引入尽可能多的解释变量, 但这样会极大地降低估计和预测精度。为此, 需要选出重要的解释变量, 以提高模型的预测能力。

通常使用的 AIC、BIC 等子集选择法 (subset selection), 优点是能够找到“最优”变量集, 但存在这样的缺点: ① AIC、BIC 等子集选择法是一个离散过程, 具有不稳定性; ② 子集选择与参数估计是分两步进行的, 而后续的参数估计和假设检验等都没有考虑模型选择阶段产生的偏误, 从而低估了实际方差; ③ 计算量太大, 在实际操作中不太可行。因此, 在当前研究中, 运用较多的是系数压缩估计法 (shrinkage estimation), 比如 LASSO 方法 (Tibshirani, 1996)。

Tibshirani (1996) 在使用普通最小二乘法 (OLS) 估计线性回归模型的背景下, 给出了 LASSO 方法。给定被解释变量 R_t^i , 解释变量 $F_t = (F_{t1}, F_{t2}, \dots, F_{tK})$, $k = 1, 2, \dots, K$ 。假设 F_{tk} 是标准化的, 即 $\frac{1}{T} \sum_t F_{tk} = 0$, $\frac{1}{T} \sum_t (F_{tk})^2 = 1$ 。令 $\widehat{\xi}_{\text{OLS}}^i = (\widehat{\xi}_1^{\text{OLS}}, \widehat{\xi}_2^{\text{OLS}}, \dots, \widehat{\xi}_K^{\text{OLS}})$, LASSO 方法的估计量 $(\widehat{\alpha}, \widehat{\xi}_{\text{OLS}}^i)$ 定义为:

$$(\hat{\alpha}, \hat{\xi}_{OLS}^i) = \arg \min \left\{ \sum_{t=1}^T (R_t^i - \alpha + \sum_k \xi_k^{OLS} F_{tk})^2 \right\}, \text{ s. t. } \sum_k |\xi_k^{OLS}| \leq s. \tag{7}$$

这里， $s \geq 0$ 是调和参数，此时对所有 s ，有 $\hat{\alpha} = \overline{R_t^i}$ 。不失一般性，假定 $\overline{R_t^i} = 0$ 。于是，整理式 (7) 并以惩罚函数的形式表达如下：

$$\hat{\xi}_{OLS}^i = \arg \min \left\{ \sum_{t=1}^T (R_t^i + \sum_k \xi_k^{OLS} F_{tk})^2 + \lambda \sum_k |\xi_k^{OLS}| \right\}. \tag{8}$$

由此可见，所谓 LASSO 就是 l_1 正则化，加上一个 l_1 惩罚项，即在限制回归系数总和的情况下，使得 OLS 估计下的残差平方和达到最小的回归系数的估计方法。式 (8) 的第一部分表示模型拟合的优良性，第二部分表示对参数的惩罚。惩罚因子 λ 越小，模型的惩罚力度就越小，保留的变量就越多； λ 越大，模型的惩罚力度就越大，保留的变量就越少。

而本文研究是在分位数回归的背景下，因此，需要在原始分位数回归 $[\arg \min \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \rho_q(R_t^i + F_t^{(i)'} \xi_q^i)]$ 的基础上加上 l_1 惩罚项，这也就是由 Belloni and Chernozhukov (2011) 发展的分位数回归下的 LASSO 方法。它属于连续压缩过程，将无关变量的回归系数压缩为零，同时得到重要变量的系数估计，同步完成了变量选择和参数估计，克服了上述 AIC、BIC 等子集选择法的缺陷。

根据 Belloni and Chernozhukov (2011)，

$$\tilde{\xi}_q^i = \arg \min_{\xi^i} \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \rho_q(R_t^i + F_t^{(i)'} \xi^i) + \lambda^i \frac{\sqrt{q(1-q)}}{T} \sum_{k=1}^K \hat{\sigma}_k |\xi_k^i|, \tag{9}$$

其中， λ^i 是惩罚因子， $F_t = (F_{t1}, F_{t2}, \dots, F_{tK})$ ，其对应的变化为 $\hat{\sigma}_k^2 = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T (F_{tk})^2$ 。

式 (9) 与式 (8) 相比，两者结构相似，只是将式 (8) 的 OLS 变换成分位数回归。在式 (9) 中，当变量的回归系数的绝对值 $|\tilde{\xi}^i| < 0.0001$ 时，该变量将被清除；最终筛选出的变量的回归系数的绝对值 $|\tilde{\xi}^i| \geq 0.0001$ 。而与式 (5) 相比，由于式 (9) 中多了 l_1 惩罚项，所以所有的系数 $\tilde{\xi}_q^i$ 都会向下偏误。因此，在估计出以上 l_1 惩罚的分位数回归之后，将从 F 筛选出的机构 i 的尾部风险影响因子 $F^{(i)}$ 直接代回式 (5) 中，运用分位数回归就可以估计出 $\hat{\xi}_q^i$ ，称之为事后 l_1 惩罚的分位数回归系数。根据 Belloni and Chernozhukov (2011) 和 Hautsch *et al.* (2015)， $\hat{\xi}_q^i$ 具有理想化特性 (oracle properties)，即变量选择的一致性和渐近正态性。显然，这种估计优于 $\hat{\xi}_q^i$ ，同时也优于没

有进行 LASSO 的原始分位数回归(它显然存在过度拟合的问题)。

注意,在式(9)中,LASSO 显然依赖于惩罚因子 λ^i 。 λ^i 越大,剔除掉的影响因子就越多。当 $\lambda^i=0$ 时,就变成式(5)。这里, λ^i 根据 Belloni and Chernozhukov (2011),运用 bootstrap 方法抽样 3 000 次得到。 λ^i 是由 F_i 自动生成的,从而避免了随意性和主观性。

(二) 数据与变量

本文数据的样本区间是 2012 年 1 月 4 日至 2016 年 9 月 30 日,共计 1 154 个数据。其中,上市金融机构的每日收盘价、5 分钟高频数据、资产负债表以及沪深 300 指数每日收盘价来源于国泰安研究服务中心 CSMAR 系列数据库,国房景气指数来源于凤凰财经,同业拆借市场利率来源于上海银行间同业拆放市场官方网站(www.shibor.org),其他数据来源于 Wind 数据库。为了尽可能地反映金融市场的整体状况,共选取 40 家上市金融机构,其中 16 家上市银行、4 家上市保险公司、18 家上市证券公司和 2 家上市信托公司。同时,为了便于分析,对这 40 家上市机构进行代码设定。上市金融机构代码设定如下:

表 1 上市金融机构代码设定

银行	工商银行	农业银行	中国银行	建设银行	交通银行	招商银行	中信银行	光大银行	兴业银行	浦发银行
代码	A01	A02	A03	A04	A05	A06	A07	A08	A09	A10
	北京银行	南京银行	华夏银行	平安银行	宁波银行	民生银行				
	A11	A13	A17	A21	A22	A23				
信托	陕国投 A	安信信托								
代码	TX01	TX02								
保险公司	中国平安	新华保险	中国太保	中国人寿						
代码	I01	I02	I03	I04						
证券公司	申万宏源	东北证券	国元证券	国海证券	广发证券	长江证券	山西证券	中信证券	国金证券	
代码	S01	S02	S03	S04	S05	S06	S07	S09	S10	
	西南证券	海通证券	招商证券	太平洋证券	兴业证券	东吴证券	华泰证券	光大证券	方正证券	
	S11	S12	S13	S14	S15	S16	S17	S18	S19	

注:银行和证券公司代码编号非连续,原因在于本文是作者博士学位论文的一部分,博士论文对金融机构进行了连续编号,其中在 2012 年 1 月 4 日之前,上海银行(A12)、德银中国(A14)、汇丰中国(A15)、渣打银行(A16)等为中国 A 股市场非上市银行,本文不做研究;而西部证券(S08)上市时间为 2012 年 5 月,与其他机构数据不能有效对应,也未做研究。为保持一致性和连续性,本文编号继续沿用博士学位论文的编号。

被解释变量是上市机构的日收益率 R_t^i , $R_t^i = \ln P_i(t) - \ln P_i(t-1)$, 其中, $P_i(t)$ 是每日收盘价格。

根据 Adrian and Brunnermeier (2016),使用以下滞后的宏观经济变量

M_{t-1} ，分别是：

(1) 市场波动率 (MV)，用沪深 300 指数的 5 分钟高频数据计算得到的已实现波动率来表示。

记每 5 分钟的高频报价为 $IHF_{t,d}$ ，其中， t 表示交易日， $t=1, 2, 3, \dots, T$ ， d 表示每 5 分钟的交易时点，因为沪深股市每天有 4 个小时的交易时间，所以 $d=1, 2, 3, \dots, 48$ 。

定义第 t 天的高频收益率： $RHF_{t,d} = \ln IHF_{t,d} - \ln IHF_{t,d-1}$ ，那么，第 t 天的已实现波动率 (RV_t) 就是第 t 天内的所有高频收益率的平方和，即：

$$RV_t = \sum RHF_{t,d}^2. \quad (10)$$

那么，市场波动率是已实现波动率的平方根，即：

$$MV_t = \sqrt{RV_t}. \quad (11)$$

(2) 市场收益率 (MR)， $MR = \ln P_M(t) - \ln P_M(t-1)$ ， $P_M(t)$ 是每日收盘价格。

(3) 流动性利差 (LS)，度量短期流动性风险，由 6 月期 Shibor 利率与 6 个月的交易所固定利率国债即期收益率的差值来代表；

(4) 短期国债收益率的变化 (yield6m)，使用 6 个月的交易所固定利率国债即期收益率的变化计算得到；

(5) 期限利差 (slope)，用 10 年期的交易所固定利率国债即期收益率与 6 个月的交易所固定利率国债即期收益率的差值的一阶差分来代表，即：

slope = t 期的 10 年期的交易所固定利率国债即期收益率与 6 个月的交易所固定利率国债即期收益率的差值 - ($t-1$) 期的 10 年期的交易所固定利率国债即期收益率与 6 个月的交易所固定利率国债即期收益率的差值；

(6) 信用利差 (CS)，用 10 年期 A 级企业债即期收益率与 10 年期的交易所固定利率国债即期收益率的差值的一阶差分来代表，与前面 slope 的计算公式类似；

(7) 房地产市场收益率 (housing)，用国房景气指数来代表。

同样，使用以下指标作为上市金融机构的个体特征 C_{i-1}^i ，

(1) 杠杆率 (LEV)，用账面总资产除以账面总权益得到；

(2) 期限错配 (maturity mismatch, MMM)，用短期债务减去持有现金所得净值，除以账面总负债得到；

(3) 股价净值比 (market-to-book value, MTB)，用上市金融机构的总市值除以账面总权益得到；

(4) 规模 (SIZE)，取账面总资产的自然对数得到；

(5) 股票收益波动率 (VOL)，用股票的 5 分钟高频数据计算得到的已实现波动率来表示。参见前面市场波动率 (MV)。

需要注意的是，由于资产负债表是以季度来统计的，所以使用三次样条

插值的方法将其转换成相应的日度数据。同样,国房景气指数也用三次样条插值的方法将月度数据转换成相应的日度数据。

在对机构收益率和宏观经济变量进行描述性统计时,发现所有变量的JB统计量都很大,因此均不符合正态分布。另外,对所有变量进行平稳性检验,并对非平稳的序列进行了平稳性处理,以下分析均建立在平稳序列基础上。

(三) 实证结果

采用LASSO方法筛选出影响机构*i*的VaR的影响因子 $F^{(i)}$,并以这些影响因子为解释变量,使用式(5)估计出的 $q=0.05$ 下中国上市金融机构的回归结果如表2所示。限于篇幅,仅以每一行业的第一家上市机构为例。

结果表明,影响机构*i*的VaR的主要影响因子是其他机构的损失超出量,而绝大部分的宏观经济变量和机构自身的特征变量,在统计上并不显著,因而没有被LASSO方法选出来。

这里,使用由Engle and Manganelli (2004)发展的动态分位数检验的似然比(LR值),来评估条件VaR的拟合优度。回测检验(backtest)结果表明,与 L_{t-1}^{-i} 相比,利用 R_t^{-j} 或同期损失超出量 L_t^{-i} 具有明显较差的回测表现。同时,在 L_{t-1}^{-i} 、 L_t^{-i} 和 R_t^{-j} 三种情形下,将LASSO筛选出的变量 $F^{(i)}$,代回式(5)进行分位数回归,并对 $F^{(i)}$ 进行联合显著性检验(F-检验),发现在 L_t^{-i} 和 R_t^{-j} 情形下,大部分变量联合不显著。因此,上市金融机构的尾部风险依赖性主要包含在滞后一期的其他机构的损失超出量 L_{t-1}^{-i} 中。

Adrian and Brunnermeier (2016)提出的CoVaR模型,主要只考察宏观经济变量的影响;而本文模型在此基础上加入滞后一期的其他机构的损失超出量 L_{t-1}^{-i} 。同理,使用前述的回测检验来评估VaR的拟合优度。结果表明,加入其他机构的损失超出量 L_{t-1}^{-i} ,不仅增强了模型的解释力度,而且实际上也给出了解释机构自身风险的主要因素,即机构之间的尾部风险相互关联性。因此,本文模型是对CoVaR模型的继承和进一步发展。

表2 $q=0.05$ 时,以LASSO筛选出的变量为解释变量的分位数回归结果

	系数	标准差	<i>t</i> 统计量	<i>P</i> 值
A01				
常数项	-0.000116	0.004238	-0.027382	0.9782
ExlossA21	-0.009906	0.005569	-1.778557	0.0756
ExlossS01	0.003942	0.007991	0.493291	0.6219
ExlossS14	0.055521	0.294370	0.188609	0.8504
ExlossS15	0.013349	0.003250	4.107634	0.0000
ExlossTX01	-0.010985	0.003782	-2.904575	0.0037

(续表)

	系数	标准差	<i>t</i> 统计量	<i>P</i> 值
ExlossTX02	-0.045463	0.016197	-2.806876	0.0051
housing	-0.054323	0.030617	-1.774248	0.0763
MV	-0.755572	0.655021	-1.153509	0.2489
VOL	-0.699188	0.720543	-0.970363	0.3321
I01				
常数项	-0.002508	0.005807	-0.431853	0.6659
ExlossA13	-0.024030	0.007602	-3.161093	0.0016
ExlossS01	-0.014628	0.032251	-0.453573	0.6502
ExlossS04	0.003454	0.033136	0.104224	0.9170
ExlossS06	-0.016180	0.005591	-2.893846	0.0039
ExlossS14	0.002482	0.111884	0.022188	0.9823
ExlossS15	0.018447	0.006192	2.979181	0.0030
ExlossS18	0.430804	0.680567	0.633008	0.5269
ExlossTX01	0.005474	0.007187	0.761695	0.4464
housing	-0.125014	0.052277	-2.391386	0.0169
VOL	-1.326282	0.333557	-3.976179	0.0001
S01				
常数项	-0.017685	0.003818	-4.631704	0.0000
ExlossA11	-0.106488	0.049535	-2.149747	0.0318
ExlossA17	-0.106118	0.021014	-5.049821	0.0000
ExlossA22	-0.171803	0.158223	-1.085830	0.2778
ExlossI04	0.240965	0.223189	1.079643	0.2805
ExlossS04	-0.047457	0.007385	-6.425952	0.0000
ExlossS10	0.038302	0.007612	5.031876	0.0000
ExlossS14	0.045853	0.239078	0.191790	0.8479
ExlossS17	0.248579	0.224252	1.108482	0.2679
ExlossTX02	-0.081569	0.010363	-7.870879	0.0000
housing	-0.119764	0.081791	-1.464270	0.1434
LEV	0.237969	0.050139	4.746191	0.0000
MTB	0.010588	0.018898	0.560277	0.5754
VOL	-0.907028	0.169044	-5.365620	0.0000
X_{t-1}^{S01}	0.087539	0.199261	0.439315	0.6605
TX01				
常数项	-0.012221	0.008381	-1.458108	0.1451

(续表)

	系数	标准差	<i>t</i> 统计量	<i>P</i> 值
ExlossI02	0.022917	0.318585	0.071933	0.9427
ExlossI03	0.390545	0.473518	0.824774	0.4097
ExlossI04	-0.001564	0.391455	-0.003995	0.9968
ExlossS07	0.145950	0.089578	1.629309	0.1035
ExlossS10	-0.022243	0.016789	-1.324858	0.1855
housing	-0.219753	0.115727	-1.898889	0.0578
MMM	0.035297	0.061905	0.570171	0.5687
MTB	-0.011073	0.003675	-3.013162	0.0026
MV	-0.322004	0.378939	-0.849754	0.3956
VOL	-1.026652	0.376432	-2.727320	0.0065

注: Exloss_{*j*} 表示第 *j* 个机构的损失超出量。

(四) 网络模型与网络结构

如前所述,按照 LASSO 方法,可以筛选出影响机构 *i* 的 VaR 的因素(如下文表 3 所示),而机构之间的相互关联性又是主要因素,据此可以描绘出上市金融机构之间相互影响即风险溢出的网络图(见图 1)。这里,将上市金融机构视为网络中的节点,将前述由 LASSO 方法筛选出来的 L^j (表示机构 *j* 对机构 *i* 的影响)作为网络中的连边,在图中,即为从机构 *j* 指向机构 *i* 的带箭头的连线,箭头方向表示风险溢出方向。同时,如果 L^j 是 $F^{(i)}$ 的第 *k* 个元素,那么用其对应的系数 $\xi_{q,k}^i$ 表示机构 *j* 对机构 *i* 的影响强度,在图中,由机构 *j* 指向机构 *i* 的带箭头连线的粗细来表示。如果 L^j 没有被 LASSO 方法选出,那么在网络中就没有从机构 *j* 指向机构 *i* 的带箭头的连线。需要注意的是,图 1 为加权有向网络。

如图 1 所示,银行、证券、保险、信托等行业之间形成了错综复杂的网络结构和传染路径,除了部分机构的关联箭头全部指向自身(如工商银行、农业银行、交通银行、光大银行、中国平安、海通证券等),呈现出单向受传染特征外,大多数机构之间的关联箭头为双向,反映了双向的传染与受传染倾向,表明中国上市金融机构的尾部风险传染网络中并未呈现典型的行业群体结构特征,某一个行业群体并非唯一的系统性风险来源,而机构之间相互传染、行业群体之间交叉传染成为风险传染的主要形式,这也正是系统性风险的重要特征,而分业式监管很难切断风险跨行业的传染,因此需要进行宏观审慎监管。

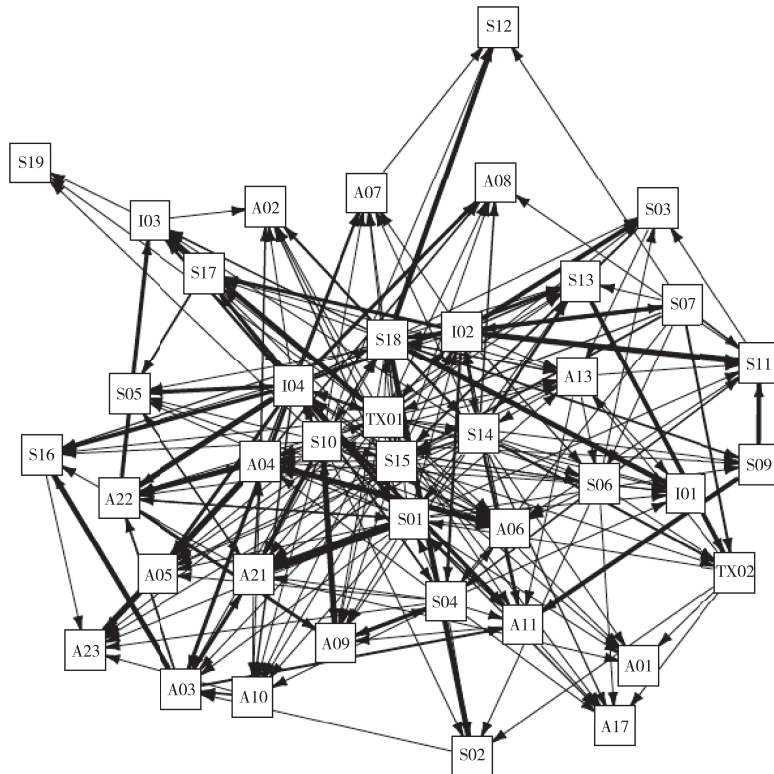


图1 上市金融机构的尾部风险依赖性

注：箭头方向表明风险溢出的方向；连边的粗细由机构之间的回归系数大小决定，系数越大，连边越粗，影响也越大。图形采用 Fruchtermann-Reingold 算法布局。

另外，连边的粗细反映了机构之间风险溢出和传染的大小。机构之间的回归系数越大，连边就越粗，传染强度也越大。在整个网络中，S01（申万宏源）对A21（平安银行）的风险溢出系数最大（0.668 428），连边最粗；而S01（申万宏源）对A04（建设银行）的风险溢出系数最小（0.000 104），连边最细。

实际上，复杂网络理论中的出度和入度³，反映了风险的溢出方向。而加权有向网络中，连边的粗细反映了风险溢出的大小。同时，网络的中心性分析则反映节点在网络中的重要程度。因此，从经济学角度而言，引入复杂网络理论中的这些指标和研究方法，可以更加直观地识别出机构之间的风险溢出方向和风险传染强度，为系统性风险传染识别出潜在的路径，以及为判定机构的系统重要性提供依据。同时，机构之间的相互关联性是机构自身风险

³ 节点*i*的入度（in-degree），是指网络中由其他节点指向节点*i*的连边的数量；节点*i*的出度（out-degree），是指网络中由节点*i*指向其他节点的连边的数量。而节点*i*的度或下文的程度中心性（degree），是指与节点*i*直接相连的连边的数量。

的主要来源,这从理论和实证上为“关联太紧密而不能倒”提供了依据。

图1中揭示了金融网络中机构的不同作用。大体上可以分为三类:

(1) 风险传播者,即入度较少而出度较大的金融机构。这类机构在网络中扮演风险的驱动传播者,它们处于困境时将极大地影响其他机构,而不受其他机构的影响。这类机构一旦倒闭,将会导致巨大的系统性风险。对于监管当局而言,应当重点监测这类机构。在网络中,这类机构主要有:TX01(陕国投A)、S10(国金证券)、S01(申万宏源)、I04(中国人寿)、S15(兴业证券)、S14(太平洋证券)、S18(光大证券)、I02(新华保险)、S04(国海证券)、S06(长江证券)、S07(山西证券)。可见,风险的传播者主要是证券、保险和信托公司。特别是TX01(陕国投A)、S10(国金证券)、S01(申万宏源)、I04(中国人寿)这四家机构的出度都大于等于20,显然是中国金融网络中最重要的风险传播者。

(2) 风险接受者,即入度很大但出度较小的机构。这类机构主要充当风险的接受者。这类机构,虽然不具有明显的系统性风险,但可能会遭受其他机构的冲击,所以为了应对风险溢出效应,它们应当加强自身内部的风险管理。这类机构主要有:S13、A07、A17、S16、A06、A01、A02、A23、A08、I01、A05、A09、A10。可见,银行是中国金融网络中最重要的风险接受者。

(3) 在网络中既是风险传播者也是风险接受者,这类机构数量最多。这类机构又可以分为两类:①像A04、A13、A21、TX02、A03、A22之类的,它们的出度和入度基本相同,它们影响和被它们影响的金融机构都是比较大型的机构,因此具有很强的系统重要性;②像A11、S17、S11、S05、S09、S03之类的,它们影响的和被它们影响的金融机构都是规模较小的机构,同时机构的数量也较少,因此具有较小的系统重要性。

下面,将LASSO方法筛选出的、影响其他机构的因子列在表3。

表3 LASSO筛选出的影响因子

机构代码	由LASSO筛选出的影响因子	
银行		
A01	A21, S01, S14, S15, TX01, TX02 (6)	MV, housing, VOL (3)
A02	A04, I03, I04, S01, S14, S15, TX01 (7)	MV, housing, MTB, VOL (4)
A03	A10, I04, S01, S02, S10, S15 (6)	MV, housing, VOL, R_{t-1}^{A03} (4)
A04	A21, A22, S01, S04, S06, S10, S14, S15, TX01 (9)	MV, housing, VOL (3)
A05	A04, I04, S01, S04, S10, S14, S15, TX01 (8)	MV, housing, VOL (3)
A06	A04, I04, S01, S04, S05, S06, S10, S11, S15, TX01 (10)	MV, housing, VOL (3)

(续表)

机构代码	由 LASSO 筛选出的影响因子	
A07	A04, I02, I04, S01, S10, S14, S15 (7)	MV, housing, LEV, VOL, R_{t-1}^{A07} (5)
A08	A04, I04, S11, S14, S15, TX01 (6)	MV, housing, VOL (3)
A09	A11, A22, S01, S04, S10, S14, S15, S18, TX01 (9)	MV, housing, LEV, MTB, VOL (5)
A10	A04, A21, I04, S01, S04, S10, S15, TX01 (8)	MV, housing, VOL, R_{t-1}^{A10} (4)
A11	A03, A13, I04, S01, S04, S09, S14, TX01 (8)	MV, LEV, VOL, R_{t-1}^{A11} (4)
A13	A04, I02, S01, S03, S15, S18, TX01, TX02 (8)	MV, housing, MTB, VOL (4)
A17	A11, S01, S04, S06, S14, TX01, TX02 (7)	housing, MTB, VOL (3)
A21	A03, S01, S04, S05, S10, S14, S15, TX01 (8)	MV, housing, LEV, VOL, R_{t-1}^{A21} (5)
A22	A03, A04, I04, S01, S10, S15, TX01 (7)	MV, housing, LEV, VOL (4)
A23	A04, A10, S01, S04, S15, S16, TX01 (7)	housing, LEV, MTB, VOL (4)
保险		
I01	A13, S01, S04, S06, S14, S15, S18, TX01 (8)	housing, VOL (2)
I02	A11, S01, S07, S14, S15, TX01 (6)	housing, MTB, VOL (3)
I03	A22, I04, S14, S15, S17, S18 (6)	housing, VOL (2)
I04	S05, S06, S10, S15, S17, TX01 (6)	MV, housing, MTB, VOL (4)
证券		
S01	A11, A17, A22, I04, S04, S10, S14, S17, TX02 (9)	housing, LEV, MTB, VOL, R_{t-1}^{S01} (5)
S02	S04, S06, S10, S18, TX02 (5)	MV, housing, MTB, VOL (4)
S03	I02, I04, S06, S11, TX01 (5)	housing, MTB, VOL, R_{t-1}^{S03} (4)
S04	A09, I02, I04, S06, S07, S11 (6)	housing, LEV, MTB, VOL, R_{t-1}^{S04} (5)
S05	A21, I02, I04, S01, S10, S17 (6)	housing, LEV, VOL (3)
S06	A13, I02, S07, S10, S14 (5)	MR, MV, housing, VOL (4)
S07	S18 (1)	MTB, VOL (2)
S09	S01, S10, S18, TX01 (4)	MV, housing, MTB, VOL (4)
S10	A09, I04, S06, S18 (4)	MV, housing, MTB, VOL, R_{t-1}^{S10} (5)
S11	A13, I02, S01, S06, S07, S09 (6)	MR, MV, housing, MTB, VOL (5)
S12	A07, S07, S10, S18 (4)	housing, MTB, VOL (3)
S13	I02, I04, S01, S07, S10, S14, S18, TX01 (8)	MV, housing, VOL (3)
S14	A13, I02, S18, TX01 (4)	MV, housing, VOL, R_{t-1}^{S14} (4)
S15	S03, S07, S10, S14, S18, TX01 (6)	MV, MTB, VOL (3)

(续表)

机构代码	由 LASSO 筛选出的影响因子	
S16	A03, A21, I02, I04, S10, S18, TX01 (7)	MV, housing, LEV, VOL, R_{t-1}^{S16} (5)
S17	A13, I02, I04, S18, TX01 (5)	VOL, R_{t-1}^{S17} (2)
S18	A13, A21, I02, I04, S10, TX01 (6)	MV, housing, LEV, VOL, R_{t-1}^{S18} (5)
S19	S10, S18, TX01 (3)	MV, MTB, VOL, R_{t-1}^{S19} (4)
信托		
TX01	I02, I03, I04, S07, S10 (5)	MV, housing, MMM, MTB, VOL (5)
TX02	S06, S07, S13, S14, S15 (5)	MV, housing, MTB, VOL (4)

注：本表第二列和第三列为 LASSO 筛选出的影响第一列的因子（即解释变量），其中第二列为 LASSO 筛选出的金融机构，第三列为 LASSO 筛选出的宏观经济变量、机构个体特征变量以及机构的滞后一期的收益率；括号内数字表示因子的个数。

总之，从表 3 可以看到，机构之间的相互关联性是机构 VaR 的主要影响因素。如前所述，图 1 直观反映了机构之间的相互关联性，并且可以运用复杂网络理论进行研究（包括出度、入度等中心性分析以及下文的结构识别等）。因此，复杂网络理论便融入 VaR 的分析之中。

另外，除了机构之间的相互关联性以外，影响金融机构 VaR 的重要因素，还有市场波动率（MV）、房地产收益率（housing）和机构自身的波动率（VOL）。实际上，根据计算 VaR 的方差—协方差方法，市场波动率（MV）和机构自身的波动率（VOL）是影响 VaR 的关键因素。而房地产收益率（housing）之所以影响金融机构 VaR，是因为房地产行业属于典型的资金密集型行业，其繁荣发展离不开金融业的大力支持，这样房地产价格和收益率的波动在很大程度上就会对一国金融业乃至整个金融体系的稳定产生极大的影响，从而成为影响金融机构 VaR 的关键因素。

（五）尾部风险依赖性网络的结构识别

研究发现，大量真实网络节点的程度中心性服从幂律分布。而服从幂律分布意味着具有无标度网络的特性，即对于随机性攻击具有较高的稳定性，对于选择性攻击具有较低的稳定性。选择性攻击是指每次从网络中删除程度中心性最大的节点，随机性攻击是指随机删除网络中的节点。

为此，有必要研究上市金融机构尾部风险依赖性网络是否具有无标度性。采用单样本 Kolmogorov-Smirnov 检验方法对度分布进行检验（见表 4），发现出度分布不服从均匀分布、指数分布和泊松分布，因此不具有均匀网络的特性，而具有无标度的特性。因而，出度网络对于随机性攻击具有较高的稳定性，对于选择性攻击具有较低的稳定性。从前述可知，TX01（陕国投 A）、S10（国金证券）、S01（申万宏源）、I04（中国人寿）这四家机构的出度最

大，根据后文的系统性风险贡献度来判定，I04也是全部40家机构排名第二的系统重要性机构。因此，如果对它们，特别是对I04进行选择性的攻击，将造成整个网络高度不稳定，甚至瘫痪。当然，对于监管当局而言，加强对I04这类机构的监管，将更加有助于整个网络的稳定。这种监管可以做到有的放矢，有效降低了监管难度和成本。

同样，对入度分布进行检验发现，入度分布不服从均匀分布和指数分布，但服从泊松分布，而这正是随机网络的特性。因此，入度网络对于随机性攻击具有较低的稳定性，对于选择性攻击具有较高的稳定性。从前述可知，A01、A02、A05等大型国有商业银行是排名靠前的风险接受者，也就是说整个金融体系的风险最后都将由它们来承担。因此，对入度网络而言，遭受随机性攻击将导致网络更加不稳定，而这对于监管当局而言，因为冲击的随意性和不可预测性，监管难度无疑大大增加。同时，为了达到防范系统性风险的效果，需要对每一家机构都进行监管，这将大大增加监管成本。

表4 度分布的单样本Kolmogorov-Smirnov检验

	出度		入度	
	Kolmogorov-Smirnov Z	渐进显著性(双侧)	Kolmogorov-Smirnov Z	渐进显著性(双侧)
均匀分布	2.980	0.000	1.862	0.002
泊松分布	2.683	0.000	0.649	0.794
指数分布	2.320	0.000	2.665	0.000

总体而言，对入度网络监管更加重要，但其监管难度更大、监管成本更高，这也说明防范系统性风险任重道远。

三、测量系统性风险贡献度

(一) 测量系统性风险 β

前面分析了金融网络结构，现在开始研究和测度金融机构的系统性影响。当金融体系网络结构给定时，金融机构*i*的系统性影响就是该机构尾部风险的边际变化对整个系统尾部风险的影响。为此，设定以下模型来估计机构*i*的系统性影响，称其为机构*i*的系统性风险 β ，即 $\beta_p^{s|i}$ ：

$$\text{VaR}_{p,t}^s = X_t^{(i)'} \theta_p^s + \beta_p^{s|i} \text{VaR}_{q,t}^i, \quad (12)$$

其中， $X_t^{(i)} = (1, M_{t-1}, \text{VaR}_{q,t}^{(-i)})$ ，包含常数效应，宏观状态变量的滞后期，以及前述LASSO选定的影响机构*i*的所有机构的VaR。

由于不影响 VaR^i 的变量也不会影响机构*i*的系统性风险贡献度，因此，

模型 (12) 只需要考虑影响机构 i 尾部风险的因素即可。这样, 也可以避免遗漏变量。另外, 由于控制其他机构的 VaR, 可以排除由 VaR^s 对 VaR^i 的潜在影响所带来的内生性问题, 因此没有必要去构建结构均衡模型, 且能得到 $\beta_{p,q}^{s|i}$ 的无偏估计量。由于金融系统的高维性和相互关联性, 以及可获得数据的有限性, 因此即使能够正确构建出结构均衡模型, 也无法进行充分准确的估计, 因此这样的模型实际上是不可行的。

在市场波动时期, 不仅机构的风险敞口会改变, 而且它们对系统的边际重要性也会发生变化。因此, $\beta^{s|i}$ 可以是时变的。这种时变性可以通过可观测的变量 Z^i 来实现。

为方便起见, 设定 $\beta_{p,q,t}^{s|i}$ 与 Z_{t-1}^i 是线性关系, 同时为了考察 Z^i 相对于其均值的变化所造成的影响, 则有:

$$\beta_{p,q,t}^{s|i} = \beta_{0,p,q}^{s|i} + (Z_{t-1}^i - \bar{z})' \gamma_{p,q}^{s|i}, \quad (13)$$

其中, $\gamma_{p,q}^{s|i}$ 是影响时变效应的参数, \bar{z} 是 Z_{t-1}^i 的样本均值。显然, 当 $\gamma_{p,q}^{s|i} = 0$ 时, $\beta_{p,q,t}^{s|i}$ 变成常数, 即 $\beta_{0,p,q}^{s|i} = \beta_{p,q,t}^{s|i} = \beta_{p,q}^{s|i}$ 。

选定 $Z_{t-1}^i = C_{t-1}^i$, 这是因为规模、杠杆率、期限错配、股价净值比和股票收益波动率不仅影响机构的 VaR, 也直接影响其边际系统相关性。当然, 机构个体特征及其相对于其均值的变化需要通过其自身的尾部风险而间接对金融体系发生作用。从模型设定而言, 为了测定这种间接影响, 通常可以采用交互项的方式, 即个体特征 (及其相对于其均值的变化) 与其尾部风险 (VaR) 的交互项对系统产生影响。

将式 (13) 代入式 (12), 得到

$$\text{VaR}_{p,t}^s = X_t^{(i)'} \theta_p^s + \beta_{0,p,q}^{s|i} \text{VaR}_{q,t}^i + [\text{VaR}_{q,t}^i \times (Z_{t-1}^i - \bar{z})]' \gamma_{p,q}^{s|i}, \quad (14)$$

其中, $\text{VaR}_{q,t}^i \times (Z_{t-1}^i - \bar{z})$ 为交互项, 其系数 $\gamma_{p,q}^{s|i}$ 反映了机构自身特征相对于其均值的变化通过其自身 VaR 间接对系统 VaR 产生的影响。

如果机构 i 的 VaR 可以直接观测到, 那么其系统性风险 β 的大小和显著性可以直接从式 (14) 中推导出来。然而, 解释变量 VaR_t^i 和 $\text{VaR}_{q,t}^{(-i)}$ 是从前面第一步分位数回归中估计出来的, 因此, 应该用 $\widehat{\text{VaR}}_t^i$ 和 $\widehat{\text{VaR}}_q^{(-i)}$ 作为回归元, 进而构建以下第二步分位数回归模型

$$R_t^s = -X_t^{(i)'} \hat{\theta}_p^s - \beta_{0,p,q}^{s|i} \widehat{\text{VaR}}_{q,t}^i - [\widehat{\text{VaR}}_{q,t}^i \times (Z_{t-1}^i - \bar{z})]' \hat{\gamma}_{p,q}^{s|i} + \epsilon_t^s, \quad (15)$$

其中, $Q_p(\epsilon_t^s | \widehat{\text{VaR}}_{q,t}^i, \widehat{X}_t^{(i)}, (Z_{t-1}^i - \bar{z})) = 0$ 。

采取与第一步回归相同的方法来估计参数, 即最小化式 (16):

$$\frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \rho_p \{ R_t^s + X_t^{(i)'} \hat{\theta}_p^s + \beta_{0,p,q}^{s|i} \widehat{\text{VaR}}_{q,t}^i + [\widehat{\text{VaR}}_{q,t}^i \times (Z_{t-1}^i - \bar{z})]' \hat{\gamma}_{p,q}^{s|i} \}. \quad (16)$$

进而式 (13) 的时变性边际效应 $\hat{\beta}_{p,q}^{s|i}$ 可以由式 (17) 得到：

$$\hat{\beta}_{p,q,t}^{s|i} = \hat{\beta}_{p,q}^{s|i} + (Z_{i-1}^i - \bar{z})' \hat{\gamma}_{p,q}^{s|i}. \tag{17}$$

在有限样本条件下，采取以下方法来检验 $\hat{\beta}_{p,q,t}^{s|i}$ 的显著性和时变性。

给定假设 H_0 ，检验统计量为：

$$S_T = \min_{\xi^s \in \Omega_0} \sum_{i=1}^T \rho_p(R_i^s - B'_i \xi^s) - \min_{\xi^s \in RK_B} \sum_{i=1}^T \rho_p(R_i^s - B'_i \xi^s), \tag{18}$$

其中， $B_i \equiv (\text{VaR}_i^i, \text{VaR}_i^i \times (Z_{i-1}^i - \bar{z}), X_i^{(i)})$ ，对应 K_B 参数向量 ξ^s ， Ω_0 是在假设 H_0 条件下的参数集，这里使用 Chen *et al.* (2008) 提出的调整 bootstrap 方法。

(二) 系统性风险贡献度

为了全面测量机构 i 的系统性影响，设定：

$$\text{SRC}_{p,q,t}^{s|i} = \beta_{p,q,t}^{s|i} \text{VaR}_i^i. \tag{19}$$

称 $\text{SRC}_{p,q,t}^{s|i}$ 为机构 i 的系统性风险贡献度。这里，如式 (13) 和式 (17) 所示， $\beta_{p,q,t}^{s|i}$ 是基于 Z^i 的滞后一期 Z_{i-1}^i 计算得到，因此是预测值；同时， VaR_i^i 也是预测值。因此， $\text{SRC}_{p,q,t}^{s|i}$ 具有前瞻性 (forward-looking) 和预测功能，可以作为危机预警指标，也可以用来识别机构的系统重要性。这为金融监管当局监测系统性风险提供了有效的且可操作的工具。其经济含义是，机构的尾部风险 (VaR，主要反映其自身与其他机构之间的相互关联性) 通过系统性风险 β (其自身与系统之间的相互关联性对系统所造成的边际影响) 的传导，进而对系统产生的总体影响。由此可见，关联性对系统性风险具有重要作用。

(三) 实证结果

1. 系统性风险 β 的显著性检验

在估计式 (15) 时，为方便起见，设定 $p=q=0.05$ 。从统计角度而言，某家机构的风险是否对金融体系有直接的影响，需要通过检验其系统性风险 β 的显著性来判定。而判定 $\beta_i^{s|i} = 0$ ，需要检验某家机构对系统能够产生边际影响的所有变量的联合显著性，即检验下面的假设：

$$\mathbf{H1}: \{\text{STBZ}: \beta_0^{s|i} = \gamma_{i,\text{LEV}}^{s|i} = \gamma_{i,\text{MTB}}^{s|i} = \gamma_{i,\text{MM}}^{s|i} = \gamma_{i,\text{SIZE}}^{s|i} = \gamma_{i,\text{VOL}}^{s|i} = 0\}$$

而判定某家机构对整个金融体系的边际影响，关于其自身特征是否是时变的，则需要检验如下联合假设：

$$\mathbf{H2}: \gamma_{i,\text{LEV}}^{s|i} = \gamma_{i,\text{MTB}}^{s|i} = \gamma_{i,\text{MM}}^{s|i} = \gamma_{i,\text{SIZE}}^{s|i} = \gamma_{i,\text{VOL}}^{s|i} = 0$$

如果假设 $H2$ 不能被拒绝，那么需要重新设定固定不变的系统性风险 β ，

即 $\beta_t^{s|i} = \beta^{s|i}$, 进而重新估计该模型, 并检验如下假设:

$$\mathbf{H3}: \beta^{s|i} = 0$$

采取 wild bootstrap 方法, 对式 (18) 的统计量进行 3 000 次的重复抽样检验。结果⁴表明, 所有机构具有显著的 $\beta^{s|i}$, 其中有 39 家机构具有显著的且时变的 $\beta_t^{s|i}$, 1 家机构 (即招商银行) 具有显著的但固定不变的 $\beta^{s|i}$ 。这里, 当 p 值小于 5% 时, 系数显著不为零。需要注意的是, 给定所有宏观经济变量和其他机构的关联性影响, 如果机构 i 的头寸损失增加, 会给整个金融体系造成显著且更大的损失, 那么就判定该机构是系统相关的。因此, 系统性风险 β 必须是显著且非负的。

2. 系统重要性识别

在检验 $\hat{\beta}_{p,q,t}^{s|i}$ 的显著性和时变性之后, 只需要对 $\hat{\beta}_{p,q,t}^{s|i}$ 具有显著性的金融机构的系统性风险贡献度进行研究, 即对全部 40 家机构进行研究。

根据式 (17) 和式 (19), 计算得到系统性风险贡献度, 然后根据数值的大小对其排序, 这样就可以识别出系统重要性。

如表 5 所示, 以整个样本区间的系统性风险贡献度的均值进行排序。A07 和 I04 的系统性风险贡献度最大, 因而是我国金融体系中最具系统重要性的金融机构。A13, A06, A10, A05, A01, A03, A23, A04 的系统性风险贡献度紧随其后。显然, 银行业对我国金融体系的系统性影响最大。

表 5 系统性风险贡献度均值排序

排序	金融机构代码	金融机构名称	$\widehat{\text{SRC}}_{\text{average}}^{s i} \times 100$	受其影响的金融机构
1	A07	中信银行	4.112 1	S12 (1)
2	I04	中国人寿	4.029 7	A02, A03, A05, A06, A07, A08, A10, A11, A22, I03, S01, S03, S04, S05, S10, S13, S16, S17, S18, TX01 (20)
3	A13	南京银行	3.764 6	A11, I01, S06, S11, S14, S17, S18 (7)
4	A06	招商银行	3.363 5	
5	A10	浦发银行	3.154 2	A03, A23 (2)
6	A05	交通银行	3.001 2	
7	A01	工商银行	2.983 2	
8	A03	中国银行	2.876 6	A11, A21, A22, S16 (4)
9	A23	民生银行	2.873 4	
10	A04	建设银行	2.602 4	A02, A05, A06, A07, A08, A10, A13, A22, A23 (9)

⁴ 限于篇幅, 这里略去系统性风险 R_i^s 显著性检验的详细结果。如有需要, 可以向作者索取。

(续表)

排序	金融机构代码	金融机构名称	$\widehat{SRC}_{Average}^{s,i} \times 100$	受其影响的金融机构
11	I01	中国平安	2.578 6	A01, A02, A04, A05, A07, A08, A09,
12	S14	太平洋证券	2.466 6	A11, A17, A21, I01, I02, I03, S01, S06, S13, S15, TX02 (18)
13	A22	宁波银行	2.423 3	A04, A09, I03, S01 (4)
14	A17	华夏银行	2.231 7	S01 (1)
15	S10	国金证券	2.111 5	A03, A04, A05, A06, A07, A09, A10, A21, A22, I04, S01, S02, S05, S06, S09, S12, S13, S15, S16, S18, S19, TX01 (22)
16	A11	北京银行	2.008 9	A09, A17, I02, S01 (4)
17	I03	中国太保	1.943 0	A02, TX01 (2)
18	S06	长江证券	1.776 2	A04, A06, A17, I01, I04, S02, S03, S04, S10, S11, TX02 (11)
19	S13	招商证券	1.562 5	TX02 (1)
20	A08	光大银行	1.560 0	
21	S02	东北证券	1.517 0	A03 (1)
22	S18	光大证券	1.451 3	A09, A13, I01, I03, S02, S07, S09, S10, S12, S13, S14, S15, S16, S17, S19 (15)
23	S12	海通证券	1.404 0	
24	TX02	安信信托	1.303 9	A01, A13, A17, S01, S02 (5)
25	S11	西南证券	1.192 2	A06, A08, S03, S04 (4)
26	S09	中信证券	1.148 8	A11, S11 (2)
27	S07	山西证券	0.880 5	I02, S04, S06, S11, S12, S13, S15, TX01, TX02 (9)
28	A09	兴业银行	0.840 6	S04, S10 (2)
29	A02	农业银行	0.678 3	
30	S04	国海证券	0.653 5	A04, A05, A06, A09, A10, A11, A17, A21, A23, I01, S01, S02 (12)
31	S03	国元证券	0.538 8	A13, S15 (2)
32	I02	新华保险	0.512 2	A07, A13, S03, S04, S05, S06, S11, S13, S14, S16, S17, S18, TX01 (13)
33	A21	平安银行	0.309 2	A01, A04, A10, S05, S16, S18 (6)
34	S19	方正证券	0.139 9	
35	S17	华泰证券	0.139 0	I03, I04, S01, S05 (4)

注：由于申万宏源、陕国投A、兴业证券、东吴证券和广发证券五家金融机构系统性风险 β 为负值，进而系统性风险贡献度为负值，从而没有在表中列出。最后一列括号中的数字表示机构的个数。

可以看到, A07、I04、A13等规模较小的机构的系统重要性要高于工农中建交这些大型国有商业银行,这主要是因为系统性风险贡献度由系统性风险 β 与其自身的VaR相乘而得到所决定的,并且最主要是由VaR造成的。

实际上,如果按照系统性风险 β 均值(即 $\hat{\beta}_{p,q}^i$ 在样本区间上的均值)来排序识别系统重要性,工商银行位于第一位、中国银行位于第二位、交通银行位于第四位、建设银行位于第十位,唯一的例外是农业银行排名比较靠后。⁵这与周小川(2011:第9页)所指出的“从规模看,工、农、中、建、交肯定是系统重要性银行”,基本上是一致的,两者并不矛盾。实际上, $\hat{\beta}_{p,q}^i$ 反映的正是单个机构对系统的边际影响,它与Adrian and Brunnermeier(2016)的式(12b)中的 $\hat{\beta}^{\text{system}|i}$ 类似,不同之处在于加入了机构自身特征的影响(见式(17))。

而从VaR来看,由于A07、I04、A13等规模较小的机构的VaR要显著大于工农中建交,因此作为乘积形式的系统性风险贡献度,部分规模较小的机构最终高于工农中建交。而 $\text{VaR}_{q,t}^i$ 主要由该机构与其他机构之间的相互关联性所决定,因此这在一定程度上验证了相互关联性可能比规模更加重要,从而也为“关联太紧密而不能倒”提供了实证依据。另外,对于中国股市而言,大型国有商业银行在某种程度上已经作为政府稳定市场的工具,因此不可能剧烈波动,进而其VaR要小于部分规模较小的机构。尽管如此,五大国有商业银行中,除了农业银行以外,其他银行的系统性风险贡献度仍然排在前十位。这说明,大型国有商业银行对我国金融体系的影响仍然非常大。因此,它们仍然是宏观审慎监管应该重点关注的对象。

从前述分析可知,I04是金融网络中最重要风险传播者,其影响的主要是银行和证券公司,因此应当是监管的重点。而A13,A03,A04既是风险传播者也是风险接受者,因而同样是监管的重点。A07,A01,A06,A10,A05,A23是金融网络中最重要风险接受者,是风险的“蓄水池”。因此,应当加强对其自身内部的风险管理,让其真正发挥风险“蓄水池”的功能。值得注意的是,国有商业银行中,A03,A04由于既是风险传播者也是风险接受者,而A01,A05仅是风险接受者,因此,A03,A04对整个金融体系的潜在危害性可能更大。

总之,从系统性风险贡献度分析中,可以对各类机构在整个金融体系的作用做出明确判断,进而对它们进行有针对性的管理,避免了宏观审慎监管中可能存在的无的放矢,这无疑将极大地提高监管效率和效果。

⁵ 限于篇幅,这里没有给出详细排序表格。如有需要,可以向作者索取。

3. 系统重要性的动态演化

由于系统性风险贡献度均值只提供关于系统重要性的粗略概况，而忽视了金融体系结构可能发生的改变。事实上，金融体系结构随着时间发生变化，会导致系统重要性发生动态演化。为此，着重研究2015年“股灾”和2016年熔断机制实施时的系统重要性，以考察系统重要性的动态演化。

2015年“股灾”和2016年熔断机制实施是我国股市的两次重大事件，为我们观察金融体系结构的改变而引起系统重要性变化提供了绝佳的窗口。由于2015年“股灾”期间，在政府干预之前，2015年6月26日单日跌幅最大，达到-7.40%，且有两千多只股票跌停。而2015年7月8日，政府首次干预股市，单日跌幅仍然达到-5.90%，因此选取这两天进行研究。2016年熔断机制作为截至目前史上最短命的股市机制，只存在短短四天的时间。我们选取熔断机制实施首日2016年1月4日作为研究对象。

如表6所示，在前十家最具系统重要性的机构中，银行占据大多数，因此在“股灾”和熔断机制实施时，银行仍是金融体系最大的风险来源。大型国有商业银行虽然没有排在最前面，但基本都保持在前12位。单看 $\hat{\beta}_{p,q}^{s|i}$ ，大型国有商业银行仍然排在最前面几位。它们排名靠后的主要原因是 $\text{VaR}_{q,t}^i$ 较小，特别是在2015年6月26日和2016年1月4日两天，工商银行的VaR在所有机构中最小，而在2015年7月8日，其VaR位于倒数第3位。

总体而言，在这三个时点上，机构的系统性风险 β 值变化不大，但VaR变化较大。“股灾”期间，机构的系统性风险贡献度比熔断机制实施时要大，主要是由于“股灾”期间比熔断机制实施时的VaR要大。这说明系统重要性的动态演化主要来源于VaR的变化。值得注意的是，中信银行和浦发银行的系统重要性变化较大，在2015年7月8日分别降至第21位和第32位，其主要原因在于系统性风险 β 值降幅较大，尽管其VaR值仍有所上升。

对于规模较小的机构，它们具有较大的系统重要性，主要原因也是来自较大的VaR，而VaR主要来源于其他机构的损失超出量 L_{t-1}^{-i} ，也即机构之间的相互关联性。因此，相互关联性成为判别系统重要性及其动态演化的关键因素。其现实经济含义在于，相互关联性对金融机构和金融体系越来越重要，一方面促使系统重要性发生动态演化，另一方面它可能比规模的作用更加重要，进而规模小但具有较高关联性的机构越来越重要。这在一定程度上表明应该更加重视“关联太紧密而不能倒”的问题，也为监管当局逐渐由微观审慎转向宏观审慎监管提供了理论和实证依据。同时，系统性风险贡献度这一指标也为实施宏观审慎监管提供了有效的、可具体操作的工具。

表6 2015年“股灾”和2016年实施熔断机制时的系统性风险贡献度排序

排序	机构代码	2015年6月26日			机构代码	2015年7月8日			机构代码	2016年1月4日		
		$\widehat{\text{SRC}}^s i \times$	$\widehat{\beta}^s i$	$\widehat{\text{VaR}}^i$		$\widehat{\text{SRC}}^s i \times$	$\widehat{\beta}^s i$	$\widehat{\text{VaR}}^i$		$\widehat{\text{SRC}}^s i \times$	$\widehat{\beta}^s i$	$\widehat{\text{VaR}}^i$
		100				100				100		
1	A10	8.7781	1.3743	0.0639	S13	11.1314	1.0984	0.1013	I04	4.5646	1.2820	0.0356
2	I04	8.5018	1.2549	0.0677	A04	10.1031	0.9272	0.1090	A13	4.4613	1.3400	0.0333
3	A07	7.5227	1.1398	0.0660	I04	9.1283	1.0079	0.0906	A07	3.9693	1.1351	0.0350
4	A06	7.4890	1.2901	0.0581	TX02	8.6320	0.7288	0.1184	A10	3.6351	1.2437	0.0292
5	A03	7.0035	0.9958	0.0703	I03	8.3745	0.9912	0.0845	A23	3.5202	1.0908	0.0323
6	A04	6.6975	1.1930	0.0561	A01	7.4646	1.1972	0.0623	A06	3.1744	1.2901	0.0246
7	S13	6.5076	0.9513	0.0684	S09	6.9407	0.6467	0.1073	A11	2.9359	0.7651	0.0384
8	I01	6.3255	1.0478	0.0604	A22	6.7166	0.8168	0.0822	A03	2.8187	1.4109	0.0200
9	A13	6.3190	0.9411	0.0671	A06	6.6351	1.2901	0.0514	A01	2.8090	1.4195	0.0198
10	A22	6.2039	0.8114	0.0765	A03	6.2130	0.7999	0.0777	A17	2.6880	0.7124	0.0377
11	A01	6.1376	1.4585	0.0421	I02	5.2382	0.4754	0.1102	TX02	2.6437	0.4100	0.0645
12	A05	6.0601	0.7928	0.0764	A05	4.8375	0.4591	0.1054	S14	2.5825	0.4520	0.0571
21					A07	3.3051	0.4485	0.0737				
32					A10	1.1098	0.1207	0.0920				

注：本表只给出系统性风险贡献度排名前12位的机构以及2015年7月8日排名第21位的中信银行(A07)和排名第32位的浦发银行(A10)。

总之，全面研究和监控网络效应和系统性风险 β 的时变性，可以更加深刻地理解金融机构在网络中所起的作用，并为监管当局有效监管系统性风险奠定坚实的基础。

四、模型有效性检验

为了理解前述两步分位数回归模型的优势，下面建立一个简单的一步分位数回归模型。

$$R_t^s = -\eta_1^s - L_{t-1}^s \eta_2^s - M_{t-1}^s \eta_3^s + \epsilon_t^s, \quad (20)$$

$$Q_p(\epsilon_t^s | L_{t-1}^s, M_{t-1}^s) = 0.$$

这里， L_{t-1}^s 表示滞后一期的所有机构的损失超出量、 M_{t-1}^s 表示滞后一期的宏观经济变量。模型中，用 L_{t-1}^s 代替了VaR。原因在于，如果采用滞后一期的所有机构的VaR，在利用式(6)估计VaR时，已经包含了大量机构的损失超出量和宏观经济变量，这样各个机构的VaR之间将存在严重的多重共线性问题。

依然采用模型(9)的LASSO方法对模型(20)的变量进行筛选。结果

显示，只有 I04、S01、S04、S10、S15 五家机构，以及 MV、housing 两个宏观经济变量对金融体系有影响，而银行完全没有影响，这显然与现实情况不符，说明一步分位数回归模型与前述两步分位数回归模型相比，存在明显的劣势，因此本文选择两步分位数回归模型具有合理性和有效性。

五、结 论

当前，经济金融体系越来越错综复杂，金融机构、金融部门之间的关联越来越紧密，“关联太紧密而不能倒”的问题日益突出。本文通过采用分位数回归下的 LASSO 技术，发现金融机构的尾部风险之间存在强依赖性，且是风险的来源和传播的途径，并进一步通过分位数回归，估计出单个金融机构对整个金融体系的系统性风险 β ，进而计算出系统性风险贡献度，并由此识别出金融机构的系统重要性。

本文的研究对于中国金融监管政策制定及实践具有一定的启示意义：

第一，金融网络具有多层次、多渠道、交互式等特性，而金融机构之间将会发生各种复杂的交互反应和反馈等综合作用，从而冲击了现有按照银行、证券、保险等实施分业监管的基础。因此，分业监管模式不足以防范系统性风险，可以根据本文提出的识别金融机构在网络中的不同作用和功能，以“分功能”的网络监管模式代替传统的分业监管模式，借此分门别类地、有的放矢地实施宏观审慎监管，效果将更加显著。

第二，规模因素在金融机构系统重要性评估中依然占有较重要的位置，但规模因素并不直接决定系统重要性，而是通过系统性风险 β 间接反映出来。而金融机构之间的相互关联性比规模因素更加重要，这表明我国的金融监管必须从微观审慎监管向宏观审慎监管转变，并兼顾“关联太紧密而不能倒”与“太大而不能倒”。

第三，本文的系统性风险贡献度指标，能够动态识别系统重要性，这为监管当局实施宏观审慎监管提供了有效的工具，并奠定了理论基础。借此，监管当局可以进一步优化该指标，形成一整套动态的、系统的预警监管指标体系，以便更加有效地实施宏观审慎监管。

当前，关于系统性风险的研究方兴未艾，各种方法层出不穷。但着重从金融体系的内在关联性出发，充分融合复杂网络理论与 VaR 方法来开展的研究还不多见，本文从这方面着手，进行了有益的尝试和探索，并得出了较有意义的结论。这既在一定程度上弥补了现有文献研究的不足，也在一定程度上解释了金融监管必须从微观审慎监管向宏观审慎监管转变的原因。后续研究将考虑机构的国际和国内风险连接来测度其全球系统相关性，以及结合微观经济主体的行为特征来丰富和完善模型。

参考文献

- [1] Acharya, V., L. Pedersen, T. Philippon, and M. Richardson, "Measuring Systemic Risk", New York University Working Paper, 2010.
- [2] Adrian, T., and M. Brunnermeier, "CoVaR", *American Economic Review*, 2016, 106 (7), 1705-1741.
- [3] Allen, F., and D. Gale, "Financial Contagion", *Journal of Political Economy*, 2000, 108 (1), 1-33.
- [4] Alter, A., and A. Beyer, "The Dynamics of Spillover Effects during the European Sovereign Debt Turmoil", *Journal of Banking & Finance*, 2014, 42, 134-153.
- [5] Banulescu, G. D., and E. I. Dumitrescu, "Which Are the SIFIs? A Component Expected Shortfall Approach to Systemic Risk", *Journal of Banking & Finance*, 2015, 50, 575-588.
- [6] Belloni, A., and V. Chernozhukov, "L1-Penalized Quantile Regression in High-Dimensional Sparse Models", *The Annals of Statistics*, 2011, 39, 82-130.
- [7] Billio, M., M. Getmansky, A. Lo, and L. Pelizzon, "Econometric Measures of Connectedness and Systemic Risk in the Finance and Insurance Sectors", *Journal of Financial Economics*, 2012, 104, 535-559.
- [8] Brownlees, C. T., and R. F. Engle, "Volatility, Correlation and Tails for Systemic Risk Measurement", Working Paper, Stern School Business, New York University, 2011.
- [9] Chen, K., Z. Ying, H. Zhang, and L. Zhao, "Analysis of Least Absolute Deviation", *Biometrika*, 2008, 107-122.
- [10] Diebold, F. X., and K. Yilmaz, "On the Network Topology of Variance Decompositions: Measuring the Connectedness of Financial Firms", *Journal of Econometrics*, 2014, 182, 119-134.
- [11] Engle, R. F., and S. Manganelli, "CAViaR: Conditional Autoregressive Value at Risk by Regression Quantiles", *Journal of Business & Economic Statistics*, 2004, 22, 367-381.
- [12] 范小云、方意、王道平, "我国银行系统性风险的动态特征及系统重要性银行甄别——基于 CCA 与 DAG 相结合的分析", 《金融研究》, 2013 年第 11 期, 第 82—95 页。
- [13] Freixas, X., B. Parigi, and J. Rochet, "Systemic Risk, Interbank Relations and Liquidity Provision by the Central Bank", *Journal of Money, Credit and Banking*, 2000, 32, 611-638.
- [14] Furfine, C. H., "Interbank Exposures: Quantifying the Risk of Contagion", *Journal of Money, Credit and Banking*, 2003, 35 (1), 111-128.
- [15] Geracy, M. V., and J. Y. Gnabo, "Measuring Interconnectedness Between Financial Institutions with Bayesian Time-Varying Vector Autoregressions", SSRN paper, 2015.
- [16] Hautsch, N., J. Schaumburg, and M. Schienle, "Financial Network Systemic Risk Contributions", *Review of Finance*, 2015, 19, 685-738.
- [17] Koenker, R., and G. Bassett, "Regression Quantiles", *Econometrica*, 1978, 46, 33-50.
- [18] Lautier, D., and F. Raynaud, "Systemic Risk in Energy Derivative Markets: A Graph Theory Analysis", *Energy J*, 2012, 33 (3), 217-242.
- [19] 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", 《金融研究》, 2013 年第 9 期, 第 56—70 页。
- [20] López-Espinosa, G., A. Moreno, and A. Rubia, "Short-Term Wholesale Funding and Systemic Risk: A Global Covar Approach", *Journal of Banking & Finance*, 2012, 36, 3150-3162.

- [21] 马君潞、范小云、曹元涛，“中国银行间市场双边传染的风险估测及其系统性特征分析”，《经济研究》，2007年第1期，第68—78页。
- [22] 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23卷第10期，第30—37页。
- [23] Sakr, A. R., “The Bad Boys in the Game: Systemic Risk Contribution from Financial Network in the UK”, SSRN paper, 2016.
- [24] 隋聪、迟国泰、王宗尧，“网络结构与银行系统性风险”，《管理科学学报》，2014年第17卷第4期，第57—70页。
- [25] Tibshirani, R., “Regression Shrinkage and Selection via the Lasso”, *Journal of the Royal Statistical Society Series B*, 1996, 58, 267-288.
- [26] Upper, C., and A. Worms, “Estimating Bilateral Exposures in the German Interbank Market: Is There a Danger of Contagion?”, *European Economic Review*, 2004, 48, 827-849.
- [27] Yang, J., and Y. G. Zhou, “Credit Risk Spillovers among Financial Institutions Around the Global Credit Crisis: Firm-Level Evidence”, *Management Science*, 2013, 59 (10), 2343-2359.
- [28] 郑振龙、王为宁、刘杨树，“平均相关系数与系统性风险：来自中国市场的证据”，《经济学》（季刊），2014年第13卷第3期，第1047—1064页。
- [29] Zhou, C., “Are Banks too Big to Fail?”, DNB Working Paper 232-2009, De Nederlandsche Bank, 2009.
- [30] 周小川，“金融政策对金融危机的响应——宏观审慎政策框架的形成背景、内在逻辑和主要内容”，《金融研究》，2011年第1期，第1—14页。

The Systemic Risk Contribution of China's Financial Institutions

XIAODONG LIU*

(*South-central University for Nationalities*)

HONGBING OUYANG

(*Huazhong University of Science and Technology, Wenhua College*)

Abstract At present, the correlation between financial institutions is becoming increasingly close, which may easily induce systemic risk. Based on the data of Chinese financial market from 2012 to 2016, we try to study the systemic risk contribution of financial institutions using the two-step quantile regression, LASSO techniques and complex network theory. According to the research findings, the key factors affecting the value at risk (VAR) of financial institutions are the lagged loss exceedances of other institutions, i. e. interconnect-

* Corresponding Author: Xiaodong Liu, School of Economics, South-central University for Nationalities, 182 Minyuan Road, Hongshan District, Wuhan, 430074, China; Tel: 86-27-67842744; E-mail: fellowliu@21cn.com.

edness between financial institutions. Systemic risk contribution can be used to dynamically identify and measure systemic importance, in which interconnectedness plays a major role, being more important than size. The results indicate that bank industry is of the most systemic importance. The approach developed in this paper is of great application value for effective prevention and supervision of systemic risk.

Key Words systemic risk contribution, LASSO, network centrality

JEL Classification G18, C51, C63