

# 中国上市银行系统重要性指数构建及评估\*

徐国祥<sup>1,2</sup> 王莹<sup>1</sup>

- (1. 上海财经大学统计与管理学院,上海 200433;
2. 上海财经大学应用统计研究中心,上海 200433)

**内容提要:**本文基于贝叶斯图模型测度的银行网络,第一次将网络结构中的传染风险和银行的个体风险相结合,设计了考虑网络结构因素的系统重要性指数,并对中国上市的14家银行进行了系统重要性评估。该指数可以用来衡量银行破产或崩溃时对系统造成的外溢效应大小,不仅有助于克服综合指数法无法避免的大型银行由于政府救助的必然性产生的道德风险,还保持了综合指数法的易操作性,为我国银行系统重要性评估和分类监管提供了新的思路。实证研究结果表明:我国银行的个体风险排名与资产规模排名具有极高的一致性,但个体风险排名与传染风险排名差异较大。2016年我国银行网络中传染风险最高的银行并非个体风险最高或规模最大的银行,而是国有银行中个体风险最低且规模最小的银行。本文同时计算出了2007-2016年各年度我国各家上市银行系统重要性指数,发现我国上市银行中历年都存在规模不大但系统重要性较高的银行,本文对此提出了有针对性的对策建议。

**关键词:**系统重要性指数 银行网络 贝叶斯图模型

**中图分类号:**F224 **文献标志码:**A **文章编号:**1002—5766(2018)03—0040—17

## 一、引言

2008年金融危机触发了全球传染,各国政府都意识到系统性风险的重要性,并开始关注系统重要性金融机构的评估和监管。目前,G20成员国并未对“系统重要性”作出明确定义,但根据其在实践中的经验,一般认为:如果金融机构的破产或服务中断会直接引起或诱发广泛的危机传染,甚至造成大面积的经济灾难,则该机构具有系统重要性(FSB,2009)<sup>[1]</sup>。2011年,金融稳定委员会(FSB)联合巴塞尔银行监管委员会(BCBS)和国际货币基金组织(IMF)一同构建了“系统重要性金融机构”(SIFI)框架,并探讨了系统重要性机构的甄别方法和附加资本要求等。系统重要性金融机构评估是后危机时代的主要议题之一,准确判断哪些银行具有系统重要性是金融监管的基础工作,也是危机应对的前置工作。我国银监会虽然也发布了相关工作的指导框架,但尚未出台系统重要性银行判别标准和监管要求。

此次金融危机的教训是务必要解决“大而不能倒”问题(Bernanke,2010)<sup>[2]</sup>。“大而不能倒”也称“大而不倒”或“太大而不能倒”,是指政府部门认为大型银行具有系统重要性,往往不会放任其

收稿日期:2017-11-29

\* 基金项目:国家社会科学基金重点项目“我国创新驱动转型发展评价指数的构建与应用研究”(16ATJ004)。

**作者简介:**徐国祥(1960-),男,浙江绍兴人,教授,博士生导师,经济学博士,兼任国家社会科学基金学科规划评审组专家、教育部高等学校统计学类专业教学指导委员会副主任委员,研究方向是经济统计和金融统计,电子邮箱:xugxiang316cn@aliyun.com,xugxiang@sufe.edu.cn;王莹(1988-),女,江苏镇江人,博士研究生,研究方向是经济统计学,电子邮箱:one\_in@163.com。通讯作者:徐国祥。

破产并会对其进行救助的现象。但是,随着政府干预的不断加深,大型银行也逐渐开始抱有冒险心态,因为即使冒险失败,政府也会充当最后贷款人。“大而不能倒”带来的道德风险问题不仅会造成大型银行的风险积累,还会破坏优胜劣汰的市场机制,不利于市场公平竞争。此外,本次金融危机中,最早引发危机并放大传染的并非规模最大的银行,而是与其他机构联系紧密、交易最活跃的银行。因此,研究者开始关注“联系太紧而不能倒”问题。研究者指出,系统中与其他机构联系紧密的银行有可能引发大规模的风险传染,具有系统重要性,应进行重点监管和救助(Markose等,2012<sup>[3]</sup>;Gofman,2017<sup>[4]</sup>)。“大而不能倒”和“联系太紧而不能倒”这两个问题本质上是系统重要性评估标准的两种观点。前者认为,系统重要性主要来源于规模性;后者认为,系统重要性主要来源于关联性。根据FSB提供的系统重要性评估准则,金融机构的系统重要性既来源于金融机构个体的规模性和稳定性,又来源于其在金融体系内的关联性(FSB,2009)<sup>[1]</sup>,只考虑某一个因素并将其放大是导致上述两个问题出现的主要原因。

为了避免上述两个问题的极端性,本文参考FSB的评估标准,设计了反映规模性、稳定性的个体风险指数和反映关联性的传染风险指数,并利用网络的结构指标将二者有机结合,设计了考虑结构因素的系统重要性指数,该指数将有助于引导监管机构和金融机构同时关注银行的规模性、稳定性以及关联性,并协调处理“大而不能倒”和“联系太紧而不能倒”两个问题。此外,本文首次利用金融市场数据和信用评级数据,并基于贝叶斯图模型进行中国上市银行的关联性研究。该做法不仅扩大了风险覆盖,还提供了一个更为直观的多维结构,为分析中国银行的网络特征提供了重要工具。

## 二、文献综述

目前用于评估金融机构系统重要性的方法主要有三种:综合指数法、金融风险模型和网络分析法。

### 1. 综合指数法

综合指数法通过选择影响系统重要性的关键指标构建相应指数,以此判断机构的系统重要性。该方法具有操作简单、灵活、连续等优点,受到了许多金融机构和政府监管部门的青睐。2011年,FSB和BCBS在SIFI框架下利用综合指数法提出全球系统重要性银行(G-SIBs)评估方法(BCBS,2013)<sup>[5]</sup>。该方法从规模性、跨区域活动能力、关联性、可替代性以及复杂性五方面进行指标评分,并利用聚类方法确定系统重要性银行,明确了系统重要性银行分类监管的附加资本要求。同年,中国银监会发布《中国银行业实施新监管标准的指导意见》(下称“指导意见”),对评估我国银行的系统重要性提出了指导框架。巴曙松和高江健(2012)<sup>[6]</sup>根据“指导意见”和中国银行业实情,剔除了G-SIBs评估方法中的跨区域活动能力指标并加入了国民信心指标。尽管具有诸多优点并被广为使用,综合指数法也有明显的缺陷。首先,该方法往往只考察金融机构的历史指标数据,并不关注金融机构之间的内部关联,更无法考察风险的传播情况。其次,综合指数与金融机构的规模往往具有较高相关性,监管机构如若根据综合指数对银行进行分类监管,则会加剧“大而不能倒”问题。

### 2. 金融风险模型

金融风险模型将金融机构组合的波动看成系统性风险,基于市场数据构建风险测度模型。该方法主要采用金融高频数据,能够充分利用市场信息,具有较高的敏感性和前瞻性。目前用来评估系统重要性金融机构的模型主要包括:条件在险价值(CoVaR)模型和极值理论(EVT)模型。Adrian和Brunnermeier(2008)<sup>[7]</sup>定义条件在险价值为某机构在极端情况下其他机构的在险价值(VaR)。文章利用分位数回归,测度单个机构陷入危机前后系统的条件在险价值差值 $\Delta CoVaR$ ,并将其作为机构对系统损失的贡献度,以此评估系统重要性。该方法量化了风险的外溢效应,并继

承了分位数回归的优点,适用于尖峰厚尾分布的金融高频数据。肖璞等(2012)<sup>[8]</sup>利用 CoVaR 模型量化了我国上市银行的风险溢出效应和风险贡献率;白雪梅和石大龙(2014)<sup>[9]</sup>利用该方法测度了我国金融机构的系统性风险并进行了风险贡献率的测度,研究发现,我国银行业对系统性风险的贡献较高,而证券期货业的贡献较低。Segoviano 和 Goodhart(2009)<sup>[10]</sup>提出了测度单个银行倒闭溢出效应的概率指标 PAO;Zhou(2010)<sup>[11]</sup>在此基础上将情境扩展到多元系统,提出了系统性影响指数 SII 和脆弱性指数 VI。为反映溢出效应的大小,Peeters(2011)<sup>[12]</sup>结合银行规模或市值构造了带破坏效应的指数 CDI;严兵等(2013)<sup>[13]</sup>利用我国上市银行股价收益率数据测度了 SII 指数和 CDI 指数,其研究发现,使用 SII 指数评判国内银行系统重要性会出现较大偏差,而 CDI 指数排名与银行的规模排名基本一致。

### 3. 网络分析法

网络分析法将金融机构视为网络中的节点,通过测度金融机构之间的风险相关性来构建网络模型。网络分析法关注风险的传染途径和效果,是研究银行系统“联系太紧而不能倒”问题的主要途径。目前用于评估系统重要性的网络分析法主要分“静态”和“动态”两种。“静态”网络分析方法较为简单和直观,通过网络的结构指标可以量化个体在网络中的地位、关联性甚至是影响力,常用于进行一些现实中复杂系统的研究,特别是金融市场的研究。如:Mantegna(1999)<sup>[14]</sup>测度了金融市场中各股票之间的相关性,并通过构建最小生成树(MST)分析了各股票之间的层次关系;Kenett 等(2010)<sup>[15]</sup>通过测度股票市场的偏相关系数,分别构建了偏相关阈值网络和偏相关极大平面滤图,并利用度和加权度两个指标分析了 NYSE 交易所 300 支股票的影响力大小;Wang 等(2013)<sup>[16]</sup>通过测度 44 种货币汇率之间的相关性,构建了外汇市场网络,并通过网络的结构指标分析了网络特征及货币的影响力大小;Wang 和 Xie(2016)<sup>[17]</sup>使用 Copula-GARCH 函数刻画货币之间的尾部相关性,构建了外汇市场的上尾相关网络和下尾相关网络,并在加权度指标基础上设计出了货币的影响力指标;欧阳红兵和刘晓东(2014)<sup>[18]</sup>利用金融机构的同业拆借交易数据测度了不同类型机构之间的相关性,构建了我国金融系统的平面极大过滤图,并发现:以网络的结构指标评估金融机构的系统重要性是稳健且有效的。“动态”网络分析方法是利用仿真方法模拟某个机构陷入危机时导致系统的损失情况。研究者一般采用 Furfine(2003)<sup>[19]</sup>提出的序贯算法(Elin 和 Henrik, 2004)<sup>[20]</sup>或 Eisenberg 和 Noe(2001)<sup>[21]</sup>提出的 EN 算法(黄聪和贾彦东,2010<sup>[22]</sup>;Elsinger 等,2016a<sup>[23]</sup>;Elsinger 等,2016b<sup>[24]</sup>)进行模拟仿真,并根据不同情境下的破产银行数量、系统资产损失比例、资本充足率不达标的机构比例以及系统崩溃时间等指标来评估机构的系统重要性。这种方法更符合系统性风险的定义,可以量化系统损失。

从上述文献综述可以看出,国内外学者对银行系统重要性的评估方法主要集中在综合指数法和金融风险模型,并未对银行系统的内部关联性投入太多关注。网络分析法是研究系统内部关联性的较好方法,其中,“动态”网络分析法虽然广泛用于系统性风险及系统重要性的研究,但也具有可操作性差、假设简单、缺乏应对机制等缺陷。“静态”网络分析法具有可操作性强、有利后续监管等优点,已广泛用于金融市场的研究,目前却极少用于系统重要性的研究。国内学者对中国银行网络的研究更是较少,现有的研究尚停留在风险覆盖愈不足的拆借市场。为此,本文将首先利用金融市场数据和信用评级数据扩大风险覆盖,测度我国的银行网络。然后,本文将结合综合指数法和“静态”网络分析法各自的优点,设计一种考虑结构因素的系统重要性指数,并对我国各家上市银行的系统重要性进行评估。该指数在保留了银行个体风险影响的情况下,更为关注系统内部的关联性和传染风险,可以捕捉许多规模较小却关联较广的银行。

## 三、银行系统重要性指数构建

根据目前对系统重要性的普遍理解,系统重要性应当评估银行机构给系统或实体经济带来负

面影响的潜在可能性。评估标准既要考虑直接影响,也要考虑间接影响。通常来说,银行机构个体的规模和稳定性决定了直接影响的大小,而银行机构在系统中的关联性决定了间接影响的大小(FSB,2009)<sup>[1]</sup>。

有别于现有的综合指数法,本文认为,银行内部关联性不能仅通过银行的个体指标反映,而是需要通过量化银行之间的两两关联性来反映。本文将由机构个体的规模和稳定性决定的直接影响定义为其个体风险,将机构在系统中的关联性决定的间接影响定义为其传染风险,利用综合指数法在实践中已有的成熟框架和指标,构建银行的个体风险指数,并结合“静态”网络分析法,利用网络的结构指标,构建银行的传染风险指数。然后,本文利用加权重度指标,以传染风险指数为基础,以个体风险指数为权重,将二者有机结合,构建银行的系统重要性指数。该指数既考虑了由不同个体风险的银行产生的不同等级的破坏性,又考虑了系统内部关联性在风险传染中发挥的作用,是协调处理“大而不能倒”和“联系太紧而不能倒”两个问题的关键之处。

### 1. 传染风险指数

风险的传染性表现为银行个体风险波动带来其他关联银行的波动,即风险相关性。本文将银行机构作为节点,将银行间的风险相关性作为网络边,并由此将银行系统的多维风险相依结构反映到一个网络中,即为银行风险相依网络,简称银行网络。本文将首先通过网络测度模型估计银行风险相依网络,再利用网络的结构指标设计传染风险指数。

(1) 银行网络测度模型选择和参数估计。银行网络测度模型的选择一般取决于研究数据的选择。不同的研究数据具有不同的风险覆盖能力,其相应的测度模型也有较大差异。最早也最广泛用于测度银行网络的数据是资产负债表中的同业拆借额。由于大部分国家的银行都未公布具体的银行间拆借数据,因此,研究者往往需要通过 RAS 法和最大熵值法估计银行间拆借矩阵,并将拆借矩阵作为银行间的风险敞口(Elin 和 Henrik,2004<sup>[20]</sup>;李宗怡和李玉海,2005<sup>[25]</sup>;马君潞等,2007<sup>[26]</sup>;李建军和薛莹,2014<sup>[27]</sup>;Elsinger 等,2016a<sup>[23]</sup>;Elsinger 等,2016b<sup>[24]</sup>)。该方法数据可获得性高,估计过程简单,使用最为广泛。但该模型基于均匀市场的假设,易造成风险低估;且随着银行间业务的深化,表内数据的风险覆盖愈显不足。也有研究者尝试用更为直接的方法研究银行间风险关联性,如 Diamond 和 Dybvig(2000)<sup>[28]</sup>、黄聪和贾彦东(2010)<sup>[22]</sup>利用中央银行或清算银行的支付数据研究银行间流动性风险。该数据能反映最为直接的银行关联,不需要进行参数估计,减少了风险误差。但由于数据难以获得,且支付数据与交易数据存在时间差,该方法在应用中常常受限。随着金融数据在风险覆盖方面体现出越来越多的优点,研究者开始使用股票收益率数据研究银行间的风险关联。例如,周天芸等(2012)<sup>[29]</sup>、肖璞等(2012)<sup>[8]</sup>利用 CoVaR 模型分别测度了 H 股上市银行和 A 股上市银行系统内部的关联性;严兵等(2013)<sup>[13]</sup>利用 EVT 模型测度了我国上市银行对系统性风险的贡献;翟胜宝等(2014)<sup>[30]</sup>利用 OLS 模型考察了银行关联对企业风险的影响。

鉴于拆借数据的风险覆盖不足和支付数据的保密性,高频率、代表性强的股票收益率是目前较为理想的研究银行间风险的数据。而目前,虽然金融高频数据已频繁用于银行间风险研究,却少有研究者用之进一步构建银行网络。欧阳红兵和刘晓东(2014)<sup>[18]</sup>采用股票收益率数据研究了我国银行间的风险关联性并构建了银行网络。但其仅采用简单的 Pearson 相关系数测定银行间的两两相关性,并不适用具有尖峰厚尾特征的金融数据。此外,该方法构建的全连通网络难以挖掘网络的结构信息,不利于分析我国银行的网络特征。

从本质上来说,利用金融数据测度银行网络问题就是一个方差选择模型,即式(1)。其中,多维变量  $X$  代表各家银行的市场表现,可认为  $X$  是一个平稳过程,并服从多元高斯分布;均值为  $\mu$ ,方差-协方差矩阵为  $\Sigma$ 。待估参数  $\Sigma$  就是本文关心的银行系统的多维风险相依结构。该模型也称为

高斯图模型 (Dempster, 1972)<sup>[31]</sup>。

$$X \sim N_p(\mu, \Sigma) \quad (1)$$

为构建主次分明的网络,本文希望得到的  $\Sigma$  是一个稀疏矩阵。有研究者通过 LASSO、AIC、BIC 等惩罚项形式进行模型选择,并认为得到了较好的估计模型 (Friedman 等, 2007)<sup>[32]</sup>。但该方法较为依赖参数,无法充分考虑市场存在的内在联系,且运算量巨大。图模型理论恰好弥补了这个缺陷, Giudici 和 Green (1999)<sup>[33]</sup> 构建的贝叶斯图模型不仅为该模型增加了网络的先验结构信息,还利用图模型的 Markov 性质 (Dawid 和 Lauritzen, 1993)<sup>[34]</sup> 极大地减少了运算量,且估计结果不依赖于参数的选择。Cerchiello 和 Giudici (2016)<sup>[35]</sup> 以及 Cerchiello 等 (2016)<sup>[36]</sup> 利用该模型并基于股票市场数据和舆情数据,分别测度了意大利银行网络和跨国银行网络。研究发现,该方法可以挖掘出公开市场信息所忽视的重要机构。因此,本文将利用 Giudici 和 Green (1999)<sup>[33]</sup> 提出的贝叶斯图模型测度中国银行网络,表达式如下:

$$\begin{aligned} X | \Sigma &\sim N_p(\mu, \Sigma) \\ \Sigma | g &\sim HIW(\alpha, \Phi) \\ p(g) &= d^{-1} \end{aligned} \quad (2)$$

$X$  的条件分布同式 (1) 为多元高斯分布; 参数  $\Sigma$  的先验分布选择最常用的高维逆威夏特 (Hyper Inverse Wishart) 分布, 并认为该分布为网络结构已知情况下的条件分布; 网络结构参数  $g$  代表一个可分解图, 并选择常用的均匀分布,  $d$  为节点集  $V$  构造的可分解图个数, 节点集  $V$  代表系统内  $n$  家银行构成的集合。

模型 (2) 的似然值可以表示为 (Frydenberg 和 Steffen, 1989<sup>[37]</sup>):

$$p(X | \Sigma, g) = \frac{\prod_{c \in C} p(x_c | \Sigma_c)}{\prod_{s \in S} p(x_s | \Sigma_s)} \quad (3)$$

其中,  $C$  和  $S$  分别代表图  $g$  中派系集和分隔集。对连续型图模型, 有:

$$p(x_c | \Sigma_c) \propto |\Sigma_c|^{-\frac{n}{2}} \exp\left\{-\frac{1}{2} \text{tr}(S_c(\Sigma_c)^{-1})\right\} \quad (4)$$

$$p(x_s | \Sigma_s) \propto |\Sigma_s|^{-\frac{n}{2}} \exp\left\{-\frac{1}{2} \text{tr}(S_s(\Sigma_s)^{-1})\right\} \quad (5)$$

该模型的参数估计较难写出算式表达式, 且估计过程涉及较多高维运算, 增加了求解难度。MCMC 算法是概率意义下的收敛, 维度的增加不会影响其收敛, 适合用于高维参数的估计, 本文将遵循 MCMC 方法对参数  $g$  和  $\Sigma$  的后验概率进行抽样估计。

参数  $\Sigma$  的更新采用对  $\Sigma$  中每个元素进行随机扰动的方式进行, 即  $\sigma_{ij}^* \sim N(\sigma_{ij}, v_{ij}^2)$ 。 $\Sigma^*$  的 Metropolis-Hastings 接受率为式 (6)。由于转移核是对称分布, 即:  $q(\Sigma^* | \Sigma) = q(\Sigma | \Sigma^*)$ , 接受率实际是两个高维逆威夏特函数之比。

$$R_{\Sigma} = \min\left\{1, \frac{p(\Sigma^* | \alpha, \Phi, g) p(x | \Sigma, g)}{p(\Sigma | \alpha, \Phi, g) p(x | \Sigma, g)} \times \frac{q(\Sigma^* | \Sigma)}{q(\Sigma | \Sigma^*)}\right\} \quad (6)$$

参数  $g$  的更新涉及维度变换, 本文将参照 Green (1995)<sup>[38]</sup> 提出的 RJMCMC 方法对接受率进行修正, 即式 (7)。假设考虑对图  $g$  增加边  $(i, j)$ , 由于更新后的图  $g^*$  与图  $g$  只相差一条边,  $r(g)$  和  $r(g^*)$  可认为是边  $(i, j)$  被选择的概率  $1 / \binom{n}{2}$ 。若将边  $(i, j)$  增加到图中, 则令  $\sigma_{ij} = u, u \sim N(0, \sigma_c^2)$ ,

所以,  $q(u) = (2\pi\sigma_c^2)^{-\frac{1}{2}} \exp\left\{-\frac{1}{2} \frac{u^2}{\sigma_c^2}\right\}$ 。根据 Dawid 和 Lauritzen (1993)<sup>[34]</sup> 提出的引理 3、引理 5 和

高维马尔科夫分布性质,新的图  $g^*$  与图  $g$  后验概率比只涉及到一个派系(记为  $M$ )的变动,因此,参数  $g$  更新过程中的后验概率之比  $R_{post}$  只需要进行局部运算即可,即式(8)。

$$r(g, g^*) = \min \left\{ 1, \frac{\pi(g^*)}{\pi(g)} \times \frac{r(g^*)}{r(g)q(u)} \times \left| \frac{\partial f}{\partial (g, u)} \right| \right\} \quad (7)$$

$$R_{post} = \frac{\pi(g^*)}{\pi(g)} = \frac{h(\sum_M)h(\sum_{M \cup i \cup j})}{h(\sum_{M \cup i})h(\sum_{M \cup j})} \quad (8)$$

其中,  $h(\sum_M) = IW(\sum_M | \alpha, \Phi_M) \times N(x_M | \sum_M)$ 。因此,图  $g^*$  的 Metropolis-Hastings 接受率为:  $R_a = \min \{ 1, R_{post} \times q(u)^{-1} \}$ 。反之,若考虑删除边  $(i, j)$ , 则接受率  $R_d = R_a^{-1}$ 。

(2) 传染风险的结构表达。银行在系统中的传染风险大小体现为银行个体风险波动所能影响到的银行个数和这些银行受影响的程度,反映到网络中即为:节点的邻接节点个数(度)和与这些邻接节点的相关性(距离)。几乎所有银行风险传染的动态模拟研究都是基于这两个网络结构要素(Elin 和 Henrik, 2004<sup>[20]</sup>; 范小云等, 2012<sup>[39]</sup>)。一个较好的将二者结合并反映节点传染风险大小的指标就是节点的加权重,即:

$$\sum_{j \in V^i} (1 - d_{ij}) \quad (9)$$

其中,  $V^i$  为节点  $i$  的邻接节点集合;  $d_{ij}$  为节点  $i$  和  $j$  之间的距离,根据网络的构建方法,一般设定  $d_{ij} = 1 - \rho_{ij}^2$ 。由定义可知,节点  $i$  的相邻节点越多,与相邻节点的距离越短,则节点  $i$  的传染风险越高。

按照 MCMC 的估计结果,研究者一般选择使用后验概率最高的网络或期望均值网络进行后续分析。根据第四部分我国银行网络的实证分析结果,虽然后验概率最高的四组网络较为相近,但其概率总值不足 10%,而要达到 80% 的概率至少要考虑 3000 组网络。若仅使用其中某一组计算系统重要性,则缺乏稳健性。因此,本文选择期望均值网络进行系统重要性的分析,并由 MCMC 方法得到估计参数  $\hat{E}(\Sigma)$  和  $\hat{E}(g)$ 。为将其反映到网络中,本文将得到的估计参数进行转化。首先,利用方差-协方差矩阵与相关系数的关系  $\rho = \text{diag}(\hat{E}(\Sigma)^{-\frac{1}{2}}) \cdot \hat{E}(\Sigma) \cdot \text{diag}(\hat{E}(\Sigma)^{-\frac{1}{2}})$ , 将  $\hat{E}(\Sigma)$  转化为相关系数矩阵  $\rho$ 。然后,以每条网络边出现的频率  $n_{ij}/N_0$  作为相应概率  $p_{ij}$ , 构建网络边概率矩阵  $p$ 。其中,  $n_{ij}$  为边  $(i, j)$  在结构参数  $g$  迭代过程中出现的次数,  $N_0$  为迭代次数。将转化后得到的结构参数  $\rho$  和  $p$  代入式,就得到了本文设计的传染风险指数:

$$CRI_i = \sum_{j \in V} p_{ij} (1 - d_{ij}) = \sum_{j \in V} p_{ij} \rho_{ij}^2 \quad (10)$$

其中,  $V$  为所有节点集合;  $p_{ij}$  为边  $(i, j)$  的连接概率;  $\rho_{ij}$  为节点  $i$  和  $j$  之间的相关系数。

## 2. 个体风险指数

银行个体风险作为系统性风险的源头之一,一直是传统银行监管的研究重点。因此,个体风险的指标选择已有非常成熟的研究成果。FSB 和 BCBS 提出的 G-SIBs 评估方法(BCBS, 2013)<sup>[5]</sup> 对如何选择反映银行系统重要性的个体风险指标具有很好的指导价值。我国银监会的“指导意见”也参考了 G-SIBs 提出的分类指标。但我国银行的实际业务情况与其他发达国家有些许差异,使用中应对具体的指标项进行调整。巴曙松和高江健(2012)<sup>[6]</sup> 根据“指导意见”,在分类指标的数据选择上结合我国银行发展实情和数据的可获得性进行了调整。本文将参考他们提出的分类指标设计个体风险指数。由于银行个体的关联性指标不足以反映银行系统的内部关联性,且该指标多与银行规模成正比,因此,本文将剔除关联性指标,保留规模性、可替代性、复杂性和国民信心四个分类指标。

银行的规模性反映风险外溢效应的大小,规模越大,越有可能对系统造成重大损失甚至导致系

统崩溃。本文用银行的总资产反映其规模性,记为  $Asset$ 。银行的可替代性反映其核心服务的重要性,可替代性越低,其破产越容易造成服务缺口和市场流动性的降低,本文用银行的贷款及垫款总额反映其可替代性,记为  $Loan$ 。银行的复杂性指银行业务类型或组织结构的复杂度,复杂性越高,其破产成本越高,清算时间也越长,越不利于风险的吸收。本文用银行的交易性资产价值和可供出售资产价值的总额反映其复杂性,分别记为  $Trading\_asset$  和  $AFS\_asset$ 。国民对银行的信心越高,其倒闭越容易引发市场恐慌和大规模银行挤兑。本文用银行的储蓄存款反映其国民信心,记为  $Deposit$ 。为消除量纲影响,本文将上述四个指标均除以该指标的系统总额。由于银行的四个指标得分较为接近,且根据巴曙松、高江健(2012)<sup>[6]</sup>的研究,这四个指标之间相关性极高(相关系数均在 0.9 以上),本文取这四个指标的平均值作为银行的个体风险指数  $IRI$  (Individual Risk Index),即:

$$IRI_i = \frac{1}{4} \left\{ \frac{Asset_i}{\sum_i Asset_i} + \frac{Loan_i}{\sum_i Loan_i} + \frac{Trading\_asset_i + AFS\_asset_i}{\sum_i (Trading\_asset_i + AFS\_asset_i)} + \frac{Deposit_i}{\sum_i Deposit_i} \right\} \quad (11)$$

### 3. 系统重要性指数设计

本文已知系统性风险包括两个主要来源:个体风险和传染风险。若不考虑银行个体风险,则无法区别不同性质的银行产生的不同传染规模;若不考虑银行网络的结构特征,则无法判别不同关联性的银行产生的不同传染范围。因此,有必要将两者结合,设计考虑结构因素的系统重要性指数。

本文将以传染风险的结构表达方式为基础,为每条网络边加上银行的个体风险指数作为修正权重。经过修正,该指数可以用来衡量银行的个体风险经过不同程度的传染扩散形成的外溢效应大小,也就是银行的系统重要性。系统重要性指数越高,说明银行破产或崩溃时对系统造成的外溢效应越大。监管部门应对系统重要性指数较高的银行进行重点监管。本文设计的考虑结构因素的系统重要性指数  $SSII$  (Structurally Systematic Importance Index) 为:

$$SSII_i = \sum_{j \in V} IRI_j p_{ij} \rho_{ij}^2 \quad (12)$$

其中,  $V$  为所有节点集合;  $IRI_j$  为节点  $j$  的个体风险指数;  $p_{ij}$  为边  $(i, j)$  的连接概率;  $\rho_{ij}$  为节点  $i$  和  $j$  之间的相关系数。由指数构建表达式可知,银行  $i$  与关联银行之间关联概率越高、相关性越强或关联银行的个体风险越高,则银行  $i$  的系统重要性越高。此外,当  $j = i$  时,  $p_{ij} = \rho_{ij} = 1$ ,  $IRI_j p_{ij} \rho_{ij}^2 = IRI_i$ 。因此,本文设计的系统重要性指数  $SSII$  中还包含了银行自身的个体风险指数,即考虑了由银行自身作为传染源头带来的风险。

## 四、中国上市银行系统重要性指数及其评估分析

### 1. 数据说明和参数设定

本文以 A 股上市银行的股价对数收益率  $\ln(P_t/P_{t-1})$  作为观测数据  $X$ ,以银行评级数据构造先验参数  $\Phi$ ,采用第三部分的 MCMC 算法估计我国银行网络,并利用式(10)计算出各家银行的传染风险指数。然后,本文从各家银行的资产负债表中获得以下数据:总资产、贷款及垫款总额、交易性资产价值、可供出售资产价值和储蓄存款,并利用式(11)计算出各家银行的个体风险指数。最后,本文将二者结合,利用式(12)计算出考虑结构因素的系统重要性指数。

本文的三类数据来源分别是:(1)股票交易软件(“同花顺”)的行情数据库;(2)ORBIS Bank Focus 数据库的惠誉评级报告;(3)国泰安研究服务中心 CSMAR 系列数据库。由于惠誉评级报告并未包含宁波银行和南京银行,本文将只考虑 16 家国内上市银行中的 14 家银行,并选择从 2007

年9月26日—2016年11月8日各家银行均有交易记录的1857个数据。其中,中国农业银行和中国光大银行均于2010年6月30日以后上市,因此,该时间点之前本文只对其他12家银行的系统重要性进行评估分析。

根据 Giudici 和 Green(1999)<sup>[33]</sup> 的实验结果,本文设定参数  $\alpha = n, \sigma_c = 0.5N/n, v_{ij} = 0.1/n$ , 其中,  $n$  为银行个数;  $N$  为观测数据  $X$  的数量。由于评级数据是等级数据,本文首先对其进行量化处理,然后利用其相关系数构造成参数  $\Phi$ 。本文为每个年度的银行网络均构建了贝叶斯图模型,并进行1200000次更新迭代,选用后1000000次的迭代结果进行参数估计。

## 2. 我国银行网络特征分析

本文首先以2016年为例,选择后验概率最高、最具代表性的四组银行网络进行特征分析。以银行机构作为网络节点,以银行间风险关联性作为网络边,本文绘出了2016年我国银行网络后验概率最高的四组网络  $g1 \sim g4$ 。如图1所示,这四组网络极为相似,各网络之间只相差1~2条网络边,说明MCMC算法的估计结果具有较好的收敛性。虽然四组网络的后验概率总值不足10%,但考虑到本文的银行网络有14个节点,共有  $2^{\frac{13 \times 14}{2}} \approx 2.17 \times 10^{27}$  组可能的网络,这几组网络已具有较高的代表性。从这四组网络可以看出,2016年我国银行网络中节点4(交通银行)和节点3(中国银行)为最核心的枢纽节点,与系统中大部分银行均有关联性。关联性次之的节点为节点1和节点9,分别对应中国建设银行和中国光大银行。而我国银行网络中节点0、节点7、节点11、节点13为较为孤立的节点,其对应的中国工商银行、上海浦东发展银行、北京银行和平安银行与系统中其他银行的风险关联极少。

本文采用网络中最常用的四个结构指标分析我国银行网络特征。这四个指标分别是:平均度、度分布、平均路径长度和平均聚类系数。度定义为节点的邻接节点个数,记为  $k$ 。平均度为网络中所有节点度的均值,记为  $\langle k \rangle$ 。该指标是网络结构中最简单也最重要的指标,常用来初步判断网络的连通性,平均度越高,说明网络的连通性越好。度分布为网络中节点度的概率分布,记为  $P(k)$ 。节点度的幂律分布是无标度网络的特殊性质。平均路径长度(Average Path Length, APL)定义为任意两个节点之间最短距离的平均值,即:  $APL = \frac{2}{N(N-1)} \sum_{i>j} L_{ij}$ 。其中,  $L_{ij}$  是节点  $i$  和  $j$  之间的最短距离。平均路径长度也称为网络的特征长度,是衡量网络紧密程度的重要指标,取值范围为  $[1, \infty)$ 。平均路径长度越短,说明网络的紧密程度越高。聚类系数(Clustering Coefficient)定义为节点的邻接节点也相连的概率,直观来说就是节点连通的三角形个数占可能相连的三角形个数的比例,即:  $C_i = \frac{E_i}{k_i(k_i-1)/2}$ 。其中,  $E_i$  为与节点  $i$  相连的三角形的个数,分母表示与点  $i$  相连可能产生的三角形的个数。平均聚类系数(Average Clustering Coefficient, ACC)为网络中所有节点聚类系数的均值,即:  $ACC = \sum_i C_i / \sum_i 1$ 。该指标可以看成两个相邻节点的邻接节点集重合的概率,常用来度量网络的内聚倾向,取值范围为  $[0, 1]$ 。聚类系数越高,说明网络的内聚倾向越高。

如表1所示,本文给出了  $g1 \sim g4$  的上述四个指标值。2016年我国银行网络的平均度约为3,说明各家银行平均与三家银行有直接的风险关联。我国银行网络的平均路径长度约为2,说明任意两家银行一般只要经由一家银行即可进行风险关联,系统的紧密程度相对较高。我国银行网络的聚类系数约为0.6,说明相邻两个银行的风险关联圈重合的概率约为0.6,系统的内聚性较高,趋向于建立一组严密的组织关系。本文用相同的节点个数和平均度生成了四组随机图,其平均路径长度分别为1.8、2.1、2.0和2.2,聚类系数分别为0.15、0.04、0.30和0.13。可以发现,我国银行网络的平均路径长度与随机网络相近,但其聚类系数明显高于随机网络,说明我国银行网络是一个小世界网络,具有较高的内聚性。



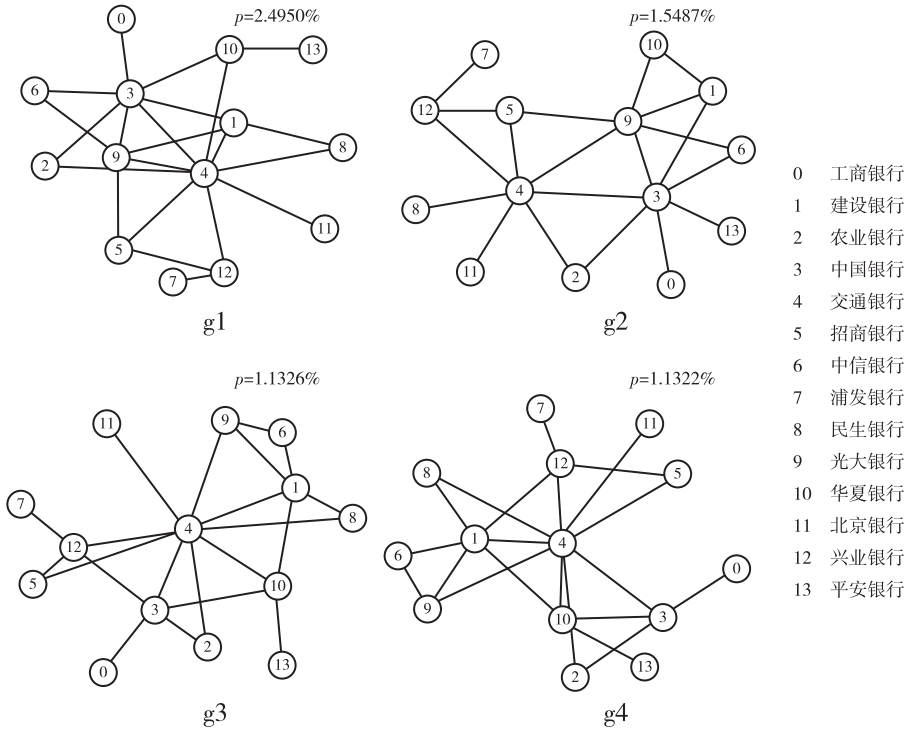


图 1 2016 年我国银行网络后验概率最高的四组网络

资料来源:本文绘制

表 1 2016 年我国银行网络的结构特征指标

网络组别	平均度 $\langle k \rangle$	平均路径长度 $APL$	平均聚类系数 $ACC$	度分布 $P(k)$	
				幂律系数 $\alpha$	KS 检验 $p$ 值
g1	3.14	2.077	0.601	2.570	0.999
g2	2.86	2.165	0.598	2.159	0.993
g3	3.00	2.110	0.623	3.196	0.999
g4	3.00	2.110	0.619	3.249	0.999

资料来源:本文整理

此外,本文利用 Kolmogorov-Smirnov 检验统计量判断我国银行网络是否具有无标度特征,并估计出相应的幂律系数。不妨取置信水平为 0.05,如表 1 所示,四组  $p$  值均明显大于置信水平,应接受原假设。也就是说,我国银行网络的节点度显著服从幂律分布,具有无标度特征。四组网络度分布的幂律系数估计值在 3 左右,与互联网、新陈代谢网络、电影演员合作网络等现实中的网络度分布结论一致。无标度网络中一般存在少量度较高的节点,称之为“枢纽节点”。如图 1 所示,2016 年我国银行网络的枢纽银行为:交通银行、中国银行、中国建设银行和中国光大银行。根据无标度网络的已有研究,这类网络对随机故障具有较高的稳健性,但对枢纽的协同性攻击却具有较高的脆弱性。也就是说,若我国银行系统中随机的某家银行出现意外事件,通常难以波及整个系统,系统仍可运行且较易恢复;但若对系统中部分关联度较高的银行进行恶意攻击,则极易导致整个系统的瘫痪。因此,针对银行网络中枢纽节点银行的风险防范显得尤为重要。

本文同时测度了 2007 - 2016 年我国的银行网络,发现其代表性网络具有极高相似性,因此,本文利用期望均值网络的两个指标进行对比分析。本文在第三部分传染风险指数设计过程中,将

MCMC 方法得到估计参数  $\hat{E}(\Sigma)$  和  $\hat{E}(g)$  转化成了银行网络的相关系数矩阵  $\rho$  和网络边概率矩阵  $p$ 。在此,本文利用平均连接概率  $\bar{p}_{ij}$  和平均相关系数  $\bar{\rho}_{ij}$  考察我国银行网络的演变过程。银行网络的平均连接概率  $\bar{p}_{ij}$  定义为任意两个节点在网络中直接关联的概率均值,即  $\bar{p}_{ij} = \sum_{i>j} p_{ij}$ 。该指标可以用来衡量网络的密集程度,平均连接概率越高,则网络越密集。银行网络的平均相关系数  $\bar{\rho}_{ij}$  定义为任意两个节点的相关系数均值,即  $\bar{\rho}_{ij} = \sum_{i>j} \rho_{ij}$ ,该指标可以用来衡量机构之间的关联程度,平均相关系数越高,则机构间的关联性越强。

2007 - 2016 年,我国银行网络的平均相关系数和平均连接概率如图 2 所示。很明显,此次金融危机对我国银行网络造成了一定的冲击。在非危机时段,我国银行网络一直保持较低的连接概率(约为 0.25),说明我国银行网络并不密集,75% 左右的银行之间没有两两的直接关联。而我国银行网络的相关系数一直保持在 0.65 左右,说明有直接关联的银行之间存在较强的相关性。2008 年,银行之间的连接概率出现明显增加,反映出市场恐慌增加了潜在的风险关联,这种现象直到 2010 年的下半年才得以缓解。2009 年,金融危机的影响开始发酵,系统内的相关系数出现了明显下降,反映出银行机构开始主动或被动地降低机构间的风险关联性以保持自身稳健。

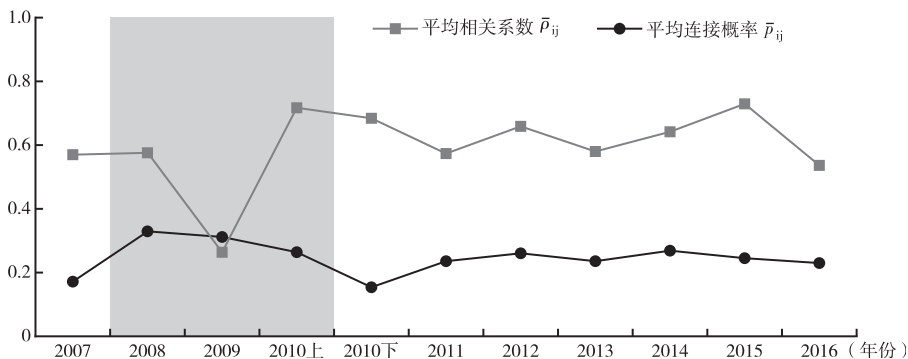


图 2 2007 - 2016 年我国银行网络的相关性和连接性

资料来源:本文绘制

### 3. 我国银行系统重要性指数及其评估分析

本文首先以 2016 年为例,给出了我国各家上市银行的资产规模、支持评级、个体风险指数、传染风险指数和系统重要性指数。如表 2 所示,银行的资产规模与支持评级具有较高的一致性,说明大型银行可以得到实体经济和政府部门更多的额外支持。银行的个体风险指数与资产规模也具有极高的一致性。如果仅按照银行的个体风险指标评估系统重要性并进行分类监管,恰恰会加剧目前银行系统存在的“大而不能倒”问题。而传染风险指数是基于银行系统的内部关联性编制的,由银行之间的两两关系决定。我国银行传染风险指数的排名与个体风险指数的排名具有较大差异。2016 年,我国银行网络中传染风险指数最高的银行是国有银行中资产规模最小的交通银行,其个体风险指数和资产规模仅列第 5 位。传染风险指数排名前五位的银行中还包括了资产规模列第 11 位的中国光大银行和第 13 位的华夏银行。而资产规模和个体风险指数均位列第 1 位的中国工商银行的传染风险指数却仅列第 10 位。

表 2 2016 年我国各上市银行的资产规模、支持评级、系统重要性指数及其构成

序号	简称	资产规模 (万亿元)	支持评级	个体风险指数 (排序)	传染风险指数 (排序)	系统重要性指数 (排序)
0	工商银行	23.6	1	0.193(1)	0.046(10)	0.279(4)
1	建设银行	20.5	1	0.172(2)	0.119(4)	0.281(3)
2	农业银行	19.1	1	0.155(3)	0.070(9)	0.258(5)

续表 2

序号	简称	资产规模 (万亿元)	支持评级	个体风险指数 (排序)	传染风险指数 (排序)	系统重要性指数 (排序)
3	中国银行	17.9	1	0.146(4)	0.182(2)	0.390(1)
4	交通银行	8.09	1	0.055(5)	0.269(1)	0.312(2)
5	招商银行	5.56	2	0.042(8)	0.081(7)	0.097(10)
6	中信银行	5.54	2	0.043(7)	0.071(8)	0.109(9)
7	浦发银行	5.56	2	0.039(9)	0.016(13)	0.049(12)
8	民生银行	5.64	3	0.036(10)	0.038(11)	0.086(11)
9	光大银行	3.84	2	0.029(11)	0.113(5)	0.155(7)
10	华夏银行	2.27	3	0.015(13)	0.137(3)	0.186(6)
11	北京银行	2.04	3	0.014(14)	0.011(14)	0.023(14)
12	兴业银行	5.82	3	0.043(6)	0.104(6)	0.143(8)
13	平安银行	2.79	3	0.017(12)	0.024(12)	0.040(13)

资料来源:(1)资产规模数据来源于国泰安数据库,使用各家银行2016年9月30日的“资产总值”数据;(2)支持评级数据来源于惠誉评级报告,用于评价银行机构遭遇破产危机时获得实体经济和政府部门额外支持的可能性,分为1~4级,1级最高,4级最低;(3)其余数据均为本文整理

根据本文编制的系统重要性指数,2016年我国上市银行中系统重要性排名最高的五家银行分别是:中国银行、交通银行、中国建设银行、中国工商银行和中国农业银行。可以发现:由于考虑了结构因素,虽然前五名的银行均为国有银行,但是,其系统重要性排序与资产规模排序有了明显差异。交通银行和中国银行的资产规模在国有银行中处于末位,但由于它们在银行网络中关联性较强,其系统重要性反而位居前两位。这类银行由于资产规模较小常被忽视,却可能由于其在网络中的特殊性成为干预风险传染的重要关卡,应当引起监管部门的重视。

按照同样的方法,本文计算出了2007-2016年我国各家上市银行的系统重要性指数及其排名,如表3所示。从历年系统重要性指数的均值来看,国有银行的系统重要性远远领先于股份制商业银行和城市商业银行,因此,国有银行仍然是银行监管的重点对象。然而,部分股份制商业银行在历年发展中也曾体现出较高的系统重要性。例如,中信银行在2008年的系统重要性指数为0.195,列第5位;上海浦东发展银行和中国民生银行在2010年上半年的系统重要性指数分别为0.221和0.213,列第5位和第6位。由此可见,历年的上市银行中几乎都存在这样规模不大但系统重要性较高的银行。

表3 2007-2016年我国各上市银行系统重要性指数及排名

简称	2016年	2015年	2014年	2013年	2012年	2011年
工商银行	0.28(4)	0.37(3)	0.34(2)	0.27(4)	0.32(2)	0.35(1)
建设银行	0.28(3)	0.43(1)	0.3(3)	0.29(3)	0.2(6)	0.3(3)
农业银行	0.26(5)	0.41(2)	0.42(1)	0.31(1)	0.26(4)	0.32(2)
中国银行	0.39(1)	0.35(5)	0.26(5)	0.23(5)	0.3(3)	0.2(5)
交通银行	0.31(2)	0.35(4)	0.3(4)	0.3(2)	0.42(1)	0.09(9)
招商银行	0.1(10)	0.13(11)	0.11(9)	0.07(10)	0.11(9)	0.21(4)
中信银行	0.11(9)	0.14(10)	0.06(11)	0.08(9)	0.1(10)	0.06(12)
浦发银行	0.05(12)	0.18(7)	0.18(6)	0.1(7)	0.18(7)	0.04(13)

续表 3

简称	2016 年	2015 年	2014 年	2013 年	2012 年	2011 年
民生银行	0.09(11)	0.15(9)	0.05(12)	0.06(11)	0.07(12)	0.06(11)
光大银行	0.15(7)	0.19(6)	0.09(10)	0.22(6)	0.21(5)	0.14(7)
华夏银行	0.19(6)	0.13(12)	0.13(8)	0.02(14)	0.08(11)	0.07(10)
北京银行	0.02(14)	0.04(14)	0.04(14)	0.09(8)	0.02(14)	0.15(6)
兴业银行	0.14(8)	0.17(8)	0.16(7)	0.04(12)	0.13(8)	0.03(14)
平安银行	0.04(13)	0.05(13)	0.05(13)	0.03(13)	0.06(13)	0.11(8)

简称	2010 下半年	2010 上半年	2009 年	2008 年	2007 年	历年均值
工商银行	0.24(3)	0.27(2)	0.23(1)	0.26(1)	0.41(1)	0.3(2)
建设银行	0.21(4)	0.3(1)	0.19(2)	0.25(2)	0.24(3)	0.27(3)
农业银行	0.3(1)	—	—	—	—	0.33(1)
中国银行	0.26(2)	0.22(4)	0.17(3)	0.24(3)	0.36(2)	0.27(4)
交通银行	0.2(5)	0.24(3)	0.08(4)	0.2(4)	0.16(4)	0.24(5)
招商银行	0.11(6)	0.12(7)	0.06(5)	0.15(6)	0.11(5)	0.12(7)
中信银行	0.08(10)	0.11(8)	0.05(7)	0.19(5)	0.1(6)	0.1(9)
浦发银行	0.1(9)	0.22(5)	0.04(9)	0.05(12)	0.06(9)	0.11(8)
民生银行	0.11(8)	0.21(6)	0.05(8)	0.11(7)	0.07(7)	0.09(10)
光大银行	0.05(12)	—	—	—	—	0.15(6)
华夏银行	0.05(13)	0.04(12)	0.03(12)	0.09(9)	0.02(12)	0.08(12)
北京银行	0.11(7)	0.08(10)	0.04(10)	0.07(10)	0.04(11)	0.06(13)
兴业银行	0.07(11)	0.09(9)	0.05(6)	0.09(8)	0.05(10)	0.09(11)
平安银行	0.04(14)	0.05(11)	0.03(11)	0.06(11)	0.11(8)	0.05(14)

注:中国农业银行和中国光大银行均在 2010 年 6 月 30 日以后上市,该时间以前本文只计算剩余 12 家银行的系统重要性指数  
资料来源:本文整理

根据各家银行历年的系统重要性指数,本文利用系统聚类法中的最长距离法将所有银行分为四类(如图 3 所示),并给出了这四类银行历年的个体风险指数和传染风险指数(如图 4 所示)。

第一类:具有绝对规模优势的系统重要性银行。这类银行目前包括:中国工商银行、中国建设银行和中国农业银行。这三家银行系统重要性指数的历年均值分别为 0.3、0.27 和 0.33,位列前三位。如图 4 所示,这三家银行历年的个体风险指数都远远超过系统均值,且三家银行的个体风险指数总和超过了 0.5,说明这三家银行的总资产、贷款及垫款总额、交易性资产价值、可供出售资产价值和储蓄存款占有所有银行的 50% 以上,具有绝对的规模优势。而根据历年的期望均值网络,这三家银行内部关联性较强,但与其他银行关联性不强,其历年的传染风险指数鲜少超过系统均值。毫无疑问,这类银行的系统重要性主要来源于其个体风险和内部关联性。目前这三家银行均已入选 2016 年 FSB 公布的 30 家全球系统重要性银行,FSB 对中国工商银行提出了 1.5% 的附加资本要求,对中国建设银行和中国农业银行提出了 1% 的附加资本要求。

第二类:具有较大规模或较高关联性的系统重要性银行。这类银行目前包括:中国银行和交通银行。这两家银行系统重要性指数的历年均值分别为 0.27 和 0.24,位列第 4 位和第 5 位。如图 4 所示,中国银行有着突出的个体风险,历年的个体风险指数稳定在 0.15 左右,远高于系统均值;其传染风险虽然不高,但根据历年的期望均值网络,其与规模较大的中国农业银行一直保持着极高的关联性。交通银行有着突出的传染风险,历年的传染风险指数均值为 0.177,位列第 1 位;其个体风险虽然不如其他四家国有银行,但也领先其他股份制银行。由于个体风险和传染风险的共同作

用,这类银行的系统重要性较高,其破产将会产生巨大的外溢效应,监管部门也应将其作为控制系统性风险的重点机构。目前,中国银行已入选 FSB 公布的 30 家全球系统重要性银行,FSB 建议其预留 1% 的附加资本以防范系统性风险。交通银行的规模在国际银行系统中仍显较小,并未入选全球系统重要性银行。我国监管部门应结合国内银行发展实情,对交通银行提出相应的监管要求,尤其应当防范交通银行的传染风险。

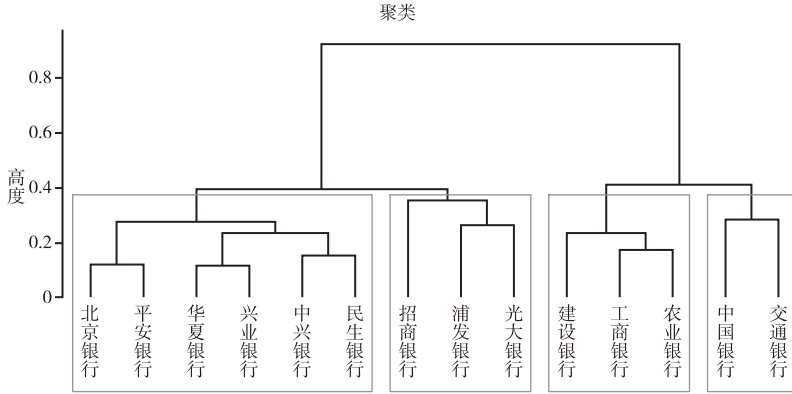


图 3 我国上市银行系统重要性聚类分析图

资料来源:本文绘制

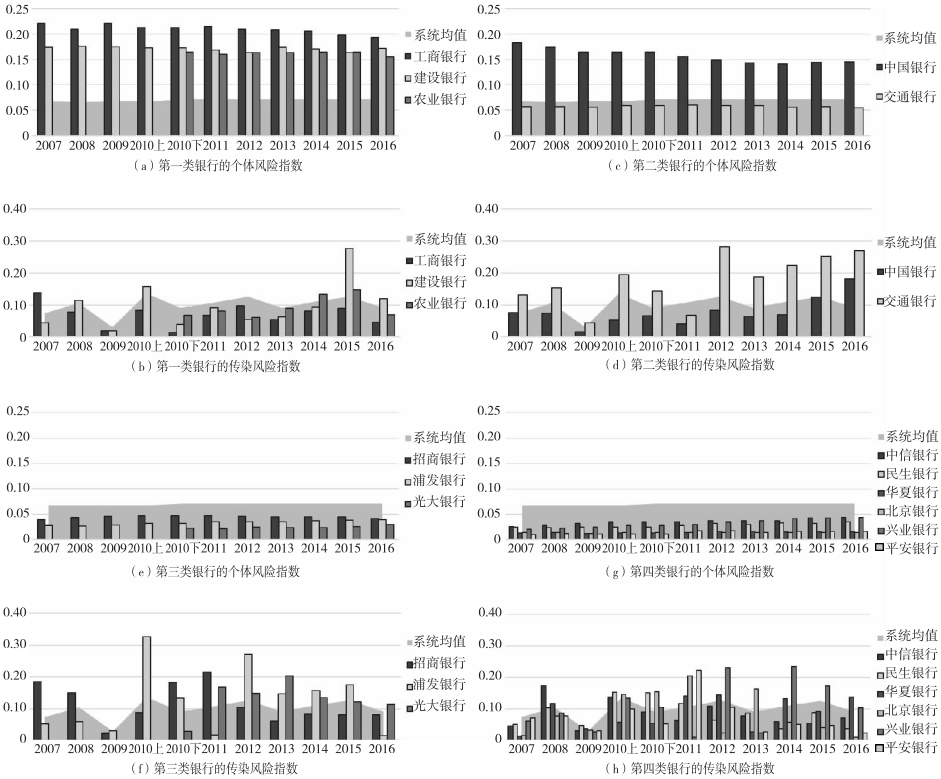


图 4 2007-2016 年四类银行的个体风险指数和传染风险指数

资料来源:本文绘制

第三类:具有关联性的潜在系统重要性银行。这类银行目前包括:中国光大银行、招商银行和上海浦东发展银行。这三家银行历年的系统重要性指数均值分别为 0.15、0.12、0.11,位列第 6、第 7 和第 8 位。如图 4 所示,这类银行历年的个体风险指数在 0.03 左右,历年的传染风险指数均值

分别为 0.131、0.114 和 0.126,位列第 2、第 4 和第 3 位。这类银行具有极高的关联性,在风险传染过程中可能充当了极为重要的媒介作用。目前,这类银行资产规模有限,并不具备较高的个体风险,但若不断积累风险,也可能产生较大的风险溢出效应。因此,这类银行属于潜在的系统重要性银行,监管部门要关注其发展情况,适时调整对其的监管力度。

第四类:非系统重要性银行。这类银行目前包括:中国民生银行、中信银行、兴业银行、华夏银行、平安银行和北京银行。如图 4 所示,这类银行的特点是具有较高的传染风险指数和较低的个体风险指数。根据历年的期望均值网络,这类银行的高传染风险主要来自该类银行内部的高关联性,因此,其系统重要性较低。这类银行虽然目前归类为非系统重要性银行,但监管部门不能忽视这类规模较小的银行。例如,由于经营灵活、产业创新等因素,兴业银行在 2014 年以后与交通银行、招商银行和上海浦东发展银行的关联性得到了较大增强,提高了系统重要性。因此,监管部门在对这类银行进行分类监管时,需要对其业务发展状况进行监控,根据实际情况调整监管方向。

### 五、结论与对策建议

虽然监管部门和研究者都已经意识到防范系统性风险的重要性,但是,目前对银行系统内部关联性的关注仍然较少。本文首先通过贝叶斯图模型测度了 2007 - 2016 年我国的银行网络,然后结合银行的传染风险指数和个体风险指数编制了考虑结构因素的系统重要性指数。据此,本文得到以下主要结论和对策建议:

#### 1. 实证分析结论

(1)我国银行网络具有较短的平均路径长度和较高的平均聚类系数,是一个明显的小世界网络。根据 2016 年我国银行网络的特征分析结果,我国银行网络的平均路径长度约为 2,平均聚类系数约为 0.6。通过对比构建的随机网络可以发现,我国银行网络的平均路径长度与随机网络相近,但平均聚类系数却明显高于随机网络。因此,可以判断我国银行网络是一个小世界网络,网络具有较高的内聚性。

(2)我国银行网络具有显著的无标度特征,网络中存在少量关联性较强的银行机构,系统对这些枢纽节点银行的协同性攻击具有较高脆弱性。根据 KS 检验结果,我国银行网络的度分布显著服从幂律分布,因此,可以判断我国银行网络是一个典型的无标度网络。无标度网络一般具有少数关联度较大的枢纽节点,2016 年我国银行网络的枢纽节点银行为:交通银行、中国银行、中国建设银行和中国光大银行。根据无标度网络的已有研究,若同时对这些枢纽节点银行进行恶意攻击,将极易引发我国银行系统的全面传染并导致系统崩溃。

(3)我国银行网络在发展过程中保持了相对稳定的相关性和连接性,但曾受到此次金融危机的明显冲击。根据对 2007 - 2016 年我国银行网络特征的分析,本文发现:在非危机时段,我国银行网络一直保持着较低的网络密集度和相对较高的机构关联性,即网络中直接关联的银行不多,但关联银行的相关性却较强。在遭遇金融危机时,银行网络的平均连接概率增加,说明由于共同面临外部风险,银行间增加了许多直接风险关联。危机发生后,银行间平均相关性降低,说明银行主动或被动地调整了与其他银行的关联性。

(4)本文通过分别编制银行的个体风险指数和传染风险指数,发现我国银行的个体风险与传染风险具有明显差异。以 2016 年为例,银行网络中传染风险指数最高的银行是五家国有银行中规模最小的交通银行,而资产规模位列第 1 的中国工商银行的传染风险指数仅列第 10 位。由此可见,构建考虑结构因素的系统重要性指数有其必要性。

(5)本文计算出了 2007 - 2016 年各年度我国各家上市银行系统重要性指数并排序,发现历年的银行网络中几乎都存在规模不大但系统重要性较高的银行。这一方面说明了我国历年的银行

网络中均存在规模不大但关联性较强的银行;另一方面说明了利用本文编制的系统重要性指数不仅可以有助于克服“大而不能倒”问题,还可以挖掘系统中那些“小而关键”的银行。

(6)本文根据我国上市银行历年的系统重要性指数,将14家银行用系统聚类法分为四类,有助于监管部门的分类监管。第一类银行具有绝对的规模优势,一旦产生危机,极易引起服务缺口和市场恐慌,应约束其信用扩张,减弱内部关联性。第二类银行具有较大规模或较高关联性,其破产将会产生巨大的外溢效应,也应作为控制系统性风险的重点机构。第三类银行具有较高的关联性,但规模有限,是潜在系统重要性银行,应关注其发展情况,适时调整监管力度。第四类银行的系统重要性较低,属于非系统重要性银行,但不能忽略对其业务发展状况的关注。

## 2. 对策建议

(1)银行监管部门应防范针对我国银行网络中枢纽节点银行的协同性攻击,有针对性地提高枢纽节点银行的监管标准。根据我国银行网络的特征分析结果,我国银行网络中存在少量枢纽节点银行,这类银行关联度较大,对这些枢纽节点银行的恶意攻击将会诱发极大的传染风险,需防范这些银行的同时崩溃。而值得注意的是,我国网络中的枢纽节点银行不仅包含规模较大的国有银行,还包含规模不大的股份制银行。

(2)银行监管部门在确定银行的系统重要性时,不能仅考虑银行的个体风险,还应充分考虑银行网络的结构特征,关注银行间传染风险。通过编制银行个体风险指数和传染风险指数,本文发现银行的个体风险与资产规模具有极高的相关性,但与传染风险差异较大。目前,我国仅有四家银行入选2016年FSB公布的30家全球系统重要性银行,且这四家银行均为规模较大的国有银行。如若我国参照G-SIBs方法,仅使用银行的个体指标评估系统重要性,则可能会忽略一些传染风险极高的小规模银行,并造成系统性风险的低估。

(3)银行监管部门可以考虑调整银行内部关联性来控制系统性风险,对不同关联性和规模性的银行进行分类监管。目前,无论是FSB提出的SIFI框架,还是巴塞尔协议Ⅲ提出的宏观审慎管理框架,其对系统性风险的监管均是围绕银行资本进行的。这些指导框架旨在提高银行吸收损失的能力,降低银行个体崩溃的可能性。而从本文对系统重要性指数的编制结果可以看出,除了个体风险这一重要因素,银行间传染风险也是影响系统性风险的重要因素。通过调整银行系统的内部关联性,不仅可以调整银行个体的系统重要性,还可以改善整个银行网络的抗攻击能力,达到控制系统性风险的目的。

(4)银行监管部门在监控我国银行系统性风险时,还应关注外部风险对我国银行网络和系统性风险的整体影响。根据2007-2016年我国银行网络的特征分析结果,我国银行网络会受到外部风险冲击,改变银行之间的连接性和相关性。为维护我国金融稳定,银行监管部门不仅要监测我国银行系统的内部风险,还应关注外部风险对我国银行网络的整体影响,并不断更新我国银行系统重要性的评估结果,防止系统重要性的识别不足或识别过度。

## 参考文献

- [1]FSB. Guidance to Assess the Systemic Importance of Financial Institutions, Markets and Instruments: Initial Considerations[R]. Financial Stability Board,2009.
- [2]Bernanke,B. Statement by Ben S. Bernanke, Chairman, Board of Governors of the Federal Reserve System, before the Financial Crisis Inquiry Commission[N]. Washington DC,2010.
- [3]Markose,S.,S. Giansante,and A. R. Shaghaghic. 'Too Interconnected to Fail' Financial Network of US CDS Market: Topological Fragility and Systemic Risk[J]. Journal of Economic Behavior & Organization,2012,83,(3):627-646.
- [4]Gofman,M. Efficiency and Stability of A Financial Architecture with Too-Interconnected-to-Fail Institutions[J]. Journal of Financial Economics,2017,124,(1):113-146.
- [5]BCBS. Global Systemically Important Banks: Updated Assessment Methodology and the Higher Loss[R]. Basel Committee on

Banking Supervision, 2013.

- [6] 巴曙松, 高江健. 基于指标法评估中国系统重要性银行[J]. 大连: 财经问题研究, 2012, (9): 48 - 56.
- [7] Adrian, T., and M. Brunnermeier, CoVaR[R]. Federal Reserve Bank of New York Staff Report No. 348, 2008.
- [8] 肖璞, 刘轶, 杨苏梅. 相互关联性、风险溢出与系统重要性银行识别[J]. 北京: 金融研究, 2012, (12): 96 - 106.
- [9] 白雪梅, 石大龙. 中国金融体系的系统性风险度量[J]. 北京: 国际金融研究, 2014, (6): 75 - 85.
- [10] Segoviano, M. A., and C. Goodhart. Banking Stability Measures[R]. IMF Working Paper No. 09/4, 2009.
- [11] Zhou, C. Are Banks Too Big to Fail? Measuring Systemic Importance of Financial Institutions[R]. DNB Working Paper No. 232, 2010.
- [12] Peeters, R. Quantifying Systemic Importance: An Extreme Value Approach[D]. Master Thesis, Maastricht University, 2011.
- [13] 严兵, 张禹, 王振磊. 中国系统重要性银行评估——基于 14 家上市银行数据的研究[J]. 北京: 国际金融研究, 2013, (2): 47 - 57.
- [14] Mantegna, R. N. Hierarchical Structure in Financial Markets[J]. The European Physical Journal B, 1999, 11, (1): 193 - 197.
- [15] Kenett, D. Y., M. Tumminello, A. Madi, G. G. Gershgoren, R. N. Mantegna, and E. B. Jacob. Dominating Clasp of the Financial Sector Revealed by Partial Correlation Analysis of the Stock Market[J]. PLoS ONE, 2010, 5, (12): 1 - 14.
- [16] Wang, G. J., C. Xie, Y. J. Chen, and S. Chen. Statistical Properties of the Foreign Exchange Network at Different Time Scales: Evidence from Detrended Cross-Correlation Coefficient and Minimum Spanning Tree[J]. Entropy, 2013, 15, (5): 1643 - 1662.
- [17] Wang, G. J., and C. Xie. Tail Dependence Structure of the Foreign Exchange Market: A Network View[J]. Expert Systems with Applications, 2016, (46): 164 - 179.
- [18] 欧阳红兵, 刘晓东. 基于网络分析的金融机构系统重要性研究[J]. 北京: 管理世界, 2014, (8): 171 - 172.
- [19] Furfine, C. H. Interbank Exposures: Quantifying the Risk of Contagion[J]. Credit Bank, 2003, 35, (1): 111 - 128.
- [20] Elin, A., and A. Henrik. Contagion Risk in the Danish Interbank Market[R]. Danmarks National Bank Working Papers No. 29, 2004.
- [21] Eisenberg, L., and T. Noe. Systemic Risk in Financial Systems[J]. Management Science, 2001, 47, (2): 236 - 249.
- [22] 黄聪, 贾彦东. 金融网络视角下的宏观审慎管理——基于银行间支付结算数据的实证分析[J]. 北京: 金融研究, 2010, (4): 1 - 14.
- [23] Elsinger, H., A. Lehar, and M. Summer. Risk Assessment for Banking Systems[J]. Management Science, 2006a, 52, (9): 1301 - 1314.
- [24] Elsinger, H., A. Lehar, and M. Summer. Using Market Information for Banking System Risk Assessment[J]. International Journal of Central Banking, 2006b, 2, (1): 137 - 165.
- [25] 李宗怡, 李玉海. 我国银行同业拆借市场“传染”风险的实证研究[J]. 蚌埠: 财贸研究, 2005, (6): 51 - 58.
- [26] 马君璐, 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[J]. 北京: 经济研究, 2007, (1): 68 - 78.
- [27] 李建军, 薛莹. 中国影子银行部门系统性风险的形成、影响与应对[J]. 北京: 数量经济技术经济研究, 2014, (8): 117 - 130.
- [28] Diamond, D. W., and P. H. Dybvig. Bank Runs, Deposit Insurance, and Liquidity[J]. Journal of Political Economy, 2000, 24, (1): 14 - 23.
- [29] 周天芸, 周开国, 黄亮. 机构集聚、风险传染与香港银行的系统性风险[J]. 北京: 国际金融研究, 2012, (4): 77 - 87.
- [30] 翟胜宝, 张胜, 谢露, 郑洁. 银行关联与企业风险——基于我国上市公司的经验证据[J]. 北京: 管理世界, 2014, (4): 53 - 59.
- [31] Dempster, A. P. Covariance Selection[J]. Biometrics, 1972, 28, (1): 157 - 175.
- [32] Friedman, J., T. Hastie, and R. Tibshirani. Sparse Inverse Covariance Estimation with the Graph Lasso[J]. Biostatistics, 2007, 9, (3): 1 - 14.
- [33] Giudici, P., and P. J. Green. Decomposable Graphical Gaussian Model Determination[J]. Biometrika, 1999, 86, (4): 1 - 22.
- [34] Dawid, A. P., and S. L. Lauritzen. Hyper Markov Laws in the Statistical Analysis of Decomposable Graphical Models[J]. The Annals of Statistics, 1993, 21, (3): 1272 - 1317.
- [35] Cerchiello, P., and P. Giudici. Conditional Graphical Models for Systemic Risk Estimation[J]. Expert Systems with Applications, 2016, (43): 165 - 174.
- [36] Cerchiello, P., P. Giudici, and G. Nicola. Big Data Models of Bank Risk Contagion[R]. DEM Working Paper No. 117, 2016.
- [37] Frydenberg, M., and L. Steffen. Decomposition of Maximum Likelihood in Mixed Graphical Interaction Models[J]. Biometrika, 1989, 76, (3): 539 - 555.
- [38] Green, P. J. Reversible Jump Markov Chain Monte Carlo Computation and Bayesian Model Determination[J]. Biometrika, 1995, 82, (4): 711 - 732.
- [39] 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[J]. 北京: 金融研究, 2012, (11): 16 - 30.



# The Assessment of Listed Banks in China by Indexing the Systematic Importance with Network Structure

XU Guo-xiang<sup>1,2</sup>, WANG Ying<sup>1</sup>

(1. School of Statistics and Management, Shanghai University of Finance and Economics, Shanghai, 200433, China;

2. Research Center for Applied Statistics, Shanghai University of Finance and Economics, Shanghai, 200433, China)

**Abstract:** Since the subprime crisis spread the world widely in 2008, most of the governments have recognized the power of systematic risk and the significance of evaluation and supervision on systematically important institutions. The idea of macro management was adopted by the most influential international financial institutions. Financial stability board (FSB), basel committee on banking supervision (BCBS) and international monetary fund (IMF) constructed a framework named "Systemically Important Financial Institutions" (SIFI) in 2011. However, the lists of SIFI published by now only include the top biggest 30 banks around the world, and we will get little help for supervision on banks in China. Further more, the rank of banks' systematic importance were highly correlated with asset size, and it will cause the "Too Big to Fail" problem during supervision and government assistance. Finally, the trigger of subprime crisis is not the biggest bank but the most connected one and the "Too Interconnected to Fail" problem has caught more and more attentions.

In order to deal with the before-mentioned problems, this paper takes size, substitutability and interconnectedness of banks into account according to the assessment criteria proposed by FSB. Unlike the existing researches, this paper use a graph model to quantify interconnectedness of banks and combines result with individual indexes related with size and substitutability ingeniously. This process makes the systematic importance index taking advantages of comprehensive index as well as analytic network process (ANP), which provides a new idea for systematic importance evaluation and classified supervision of China's banking system. Further more, this paper firstly use the Bayesian graphical model to estimate the banking network in China and use both financial market data and credit ranking data in the estimation process. It will not only enlarge the risk coverage which makes the result more accurate, but also helps researchers understand a real banking network in China visually. Based on the designed index, this paper assess the listed banks in China and provides precise advises, which has high value to the researchers and supervisor.

This paper firstly creates a structurally systematic importance index (SSII) with combination of contagion risk and individual risk. The individual risk is evaluated basically in accordance with SIFI framework with some adjustment caused by the data accessibility. The contagion risk is evaluated on a banking network estimated by bayesian graphical model. Based on the estimated banking network, this paper designs a structurally weighted index to combine these two risks. So, the structurally systematic importance index (SSII) can measure the spillover effect when a bank become insolvent or break down, as well as the size effect cause by the large asset. It will be helpful to solve the moral hazard problem caused by the inevitability of government assistance to large banks.

Then, this paper evaluates the 14 listed banks in China with SSII every year from 2007 to 2016, and the result shows that: (1) the banking network of listed banks in China is a typical "scale-free" network with high Average Clustering Coefficient and low Average Path Length, in which there are some hubs with high potential to spread crisis; (2) the banking network in China keeps a low density of connectivity and a high correlation from 2007 to 2016, except the period of the previous financial crisis, implying the systemic risk of banking system in China was significantly effected by external risks; (3) the rank of individual risk is almost the same with the rank of asset size but quite different from the rank of contagion risk in the banking system, which implies the necessity of combination of these two risks; (4) the bank that has the highest contagion risk in 2016 is the smallest state-owned bank with lowest individual risk and there always exist some banks with high systematic importance and small size in the listed banks in China from 2007 to 2016, which differs from most results of existing researches.

Finally, this paper use a hierarchical clustering method to divide the listed banks into 4 clusters: (1) banks with overwhelming superiority in asset size; (2) banks with high connectivity and large size; (3) banks with high connectivity and small size; (4) banks without systematic importance. This paper also provides the countermeasures and advises for each cluster.

**Key Words:** systematic importance index; banking network; bayesian graphical model

**JEL Classification:** E63, G21, G28

**DOI:** 10.19616/j.cnki.bmj.2018.03.003

(责任编辑:刘建丽)