

文章编号:1003-207(2016)05-0054-11

DOI:10.16381/j.cnki.issn1003-207x.2016.05.007

基于网络视角的银行业系统性风险度量方法

隋 聪^{1,2}, 谭照林¹, 王宗尧³

(1. 东北财经大学金融学院, 辽宁 大连 116025; 2. 东北财经大学商品市场与行为决策研究中心, 辽宁 大连 116025; 3. 东北财经大学萨里国际学院, 辽宁 大连 116025)

摘要:网络模型已经成为研究银行系统性风险的重要方法。然而现有研究忽视了银行系统性风险的小概率特点,同时也缺少度量银行系统性风险的统一标准。为此,本文提出了基于网络模型的银行系统性风险度量方法:银行系统性风险 VaR 和银行系统性风险 ES。首先,本文采用蒙特卡洛模拟方法,模拟银行外部冲击造成银行间网络损失的大样本。在银行间网络损失大样本中,估计银行系统性风险 VaR 和银行系统性风险 ES。这两个测度能够捕捉到银行间网络损失的尾部特征,解决了对比随机冲击结果无法反映银行系统性风险的问题。其次,在模拟实验中,本文利用真实银行间网络结构参数,对模拟的三种银行间网络进行校准,保证了研究结论真实性和可靠性。最后,在模拟实验中发现:(1)外部冲击会引发违约传染的连锁反应,并导致银行间网络损失分布从近似正态分布转变成尖峰厚尾分布,最后变成双峰分布。(2)网络集中度越高发生违约传染连锁反应的概率越小,但是传染的破坏力会更大。(3)银行间网络的潜在传染作用会极大的放大银行系统的风险,而且违约传染效应是呈指数增长的。

关键词:系统性风险;银行间网络;蒙特卡洛模拟;VaR

中图分类号:F830 **文献标识码:**A

1 引言

银行间同业市场为银行间调剂流动性提供便利的同时,也为危机的蔓延提供了传染渠道。通过银行间同业市场形成的银行间的借贷网络,构成了复杂的债权债务网络——银行间网络。银行间网络在系统性风险的蔓延过程中扮演着重要的角色,越来越受到金融学家的重视。Iori 等^[1]研究了银行间市场作为安全网的作用,研究发现银行间市场的结构会影响其发挥相互保护的作用。如果银行是同质的,银行间市场有利于稳定系统;如果银行是异质的,银行间市场稳定系统的作用就会下降。近些年,涌现出大量利用银行间网络模型研究银行系统性风险的文献。

Allen 和 Gale^[2]最早提出了网络视角下的银行间风险传染的问题。他们的研究认为完全结构网络比不完全结构网络更稳定。Nier 等^[3]研究了银行间网络的连接度对风险传染的影响,并发现网络连接度存在阈值。当网络连接度超过阈值时,违约传染的概率下降;网络连接度低于阈值时,风险传染发生的概率随平均度上升而上升。随后,May 和 Arinaminpathy^[4]利用平均场近似技术对 Nier 等^[3]的研究结果提供了一个完整细致的解释。Gai 和 Kapadia^[5]利用矩母函数技术,对发生违约传染的平均度相变位置作了深入的理论分析。隋聪等^[6]研究发现集中程度越高的网络由于传染而倒闭的银行数量就越多,风险传染的差异并不明显。Wells^[7]对英国的银行间市场的传染风险做了分析。研究发现,一家银行违约引起其他银行违约的概率很小,但是会降低银行系统的资本充足率。损失的严重程度与银行间拆借规模和违约损失率密切相关。Lublóy^[8]在研究匈牙利银行业时发现,银行间的网络结构对违约传染具有重要影响。匈牙利的银行间债务比例低于其他国家,而且银行间网络的集中程度适中。所以,发生连锁传染的概率低,连锁传染的破坏力也低。Mistrilli^[9]的研

收稿日期:2014-12-19; 修订日期:2015-12-07

基金项目:国家自然科学基金项目(71571034, 61304180); 教育部人文社会科学基金项目(12YJJCZ211); 辽宁省高等学校优秀人才支持计划资助项目(WJQ2015012)

通讯作者简介:隋聪(1978-),男(汉族),辽宁沈阳人,东北财经大学金融学院博士,副教授,硕士生导师,研究方向:银行系统性风险、网络模型、金融工程、银行风险管理,Email: suicong2004@163.com.

究结果进一步证实了银行间网络结构会影响违约传染。并且发现当违约损失率较高(大于0.8)时,在最大熵方法估计的完全结构网络中,违约传染的严重程度会更高。这一结论不同于 Allen 和 Gale^[2]的完全结构网络更稳定的观点。黄聪、贾彦东^[10]研究了中国的银行间网络,研究发现初始冲击银行的规模决定了传染的影响力。只有四大行受到冲击时,才会对银行间网络产生极端影响。马君潞等^[11]同样发现初始受到冲击的银行能够决定传染的力度和范围。陈庭强和何建敏^[12]构建了基于复杂网络的信用风险传染模型,通过仿真实验发现网络结构异质性越大,风险传染的概率越小,传染的影响范围越小。此外,欧阳红兵和刘晓东^[13]利用最小生成树和平面极大过滤图方法,对银行间网络节点的系统重要性进行了研究。

上面这些基于网络模型的研究都发现,银行间网络结构是影响风险传染和银行系统性风险的关键因素。但是,在网络结构是如何影响银行系统性风险的问题上,研究的结论还存在差异。这主要有两个方面的原因。

第一,缺少系统性风险度量方法。基于网络模型的研究普遍采用违约银行数量或违约银行比率作为衡量系统性风险的指标。在 Nier 等^[3]的研究中,每次冲击一家银行,假设该银行的外部资产全部损失。依次,对所有银行单独冲击,并比较违约银行数量的平均值以及观测结果的 95% 范围。针对每一个参数,每组实验进行 100 次,用违约银行数量衡量系统性风险状况。May 和 Arinaminpathy^[4]在 Nier 等^[3]的研究基础上,增加考虑了违约银行的频率分布。Gai 和 Kapadia^[5]采用了随机的方式,每次选出一家银行进行冲击,同样假设该银行的外部资产全部损失,并利用违约银行比例衡量传染范围。同时,Gai 和 Kapadia^[5]将传染超过 5 家定义为出现传染,即发生系统性风险,并利用出现传染的频率衡量系统性风险。隋聪等^[6]同样采用了随机的冲击方式,但与 Gai 和 Kapadia^[5]不同。首先,随机选择一家银行,假设该银行外部资产损失。然后,再随机增加一家银行进行冲击。同理,将冲击不断进行下去。最后,利用违约银行数量衡量系统性风险状况。Lublóy^[8]模拟了匈牙利的 39 家银行 50 天的情景。每次冲击一家银行,假设该银行损失其全部一级资本。利用第一轮和第二轮倒闭银行数量度量系统性风险。黄聪和贾彦东^[10],马君潞等^[11]模拟特定银行发出流动性冲击,利用违约

银行比率、传染轮次度量系统性风险。综上,在银行间网络模型的研究中没有统一的系统性风险测度方法。不同的研究对比的标准不同。而且,无论是随机方式还是特定方式的冲击都远不能涵盖现实中所有可能出现的情景。事实上,银行系统性风险往往是在极端情况下发生的,是一个典型的小概率事件。

第二,网络结构差异大。Allen 和 Gale^[2]利用 4 家银行构建的简单网络模型,比较了完全结构网络和不完全结构网络对风险传染的影响。但是只有 4 家银行的网络太过简单很难反映真实的银行间网络特征。Nier 等^[3],May 和 Arinaminpathy^[4],Gai 和 Kapadia^[5]以随机网络为基础,系统分析了违约传染与影响因素的关系以及传染过程,比较了不同连接度对系统性风险的影响。隋聪等^[6]用无标度网络构造银行间网络,并研究了不同标度参数的无标度网络对风险传染以及系统性风险的作用。Wells^[7]网络模型的参数数据是基于英国银行间市场的真实数据。Lublóy^[8]采用了匈牙利的银行间业务数据。同时发现匈牙利的银行系统呈现一种多重货币中心结构,由 10—15 家大银行扮演货币中心的角色。Mistrilli^[9]利用意大利银行间的双边债务数据,对比了真实债务矩阵和利用最大熵方法估计的债务矩阵两种银行间网络的违约传染过程。黄聪和贾彦东^[10]利用中国人民银行支付系统的银行间支付数据,构建银行间网络。马君潞等^[11]采用的是中国商业银行的资产负债表数据,并利用最大熵方法构建银行间网络。需要指出,最大熵方法构建的网络是完全结构网络,并不是真实的银行间网络。可见,不同研究所采用的网络结构差异很大。

针对这些问题,本文提出了银行系统性风险 VaR(Value at Risk)和银行系统性风险 ES(Expected Shortfall)两种测度方法。该方法利用蒙特卡洛模拟确定银行间网络的损失分布,利用 VaR 和 ES 度量银行系统性风险。通过蒙特卡洛模拟方法模拟外部冲击可能出现的所有情景,利用银行系统性风险 VaR 和银行系统性风险 ES 度量极端情况下银行间网络的损失,即系统性风险。此外,Boss 等^[14]、Soramáki 等^[15]、Becher 等^[16]、Krause 和 Gian-sante^[17]等文献对不同国家的银行间网络结构进行了卓有成效的研究。因此,为了解决随机网络与规则网络与真实银行间网络差异很大的问题,本文采用银行间网络结构的相关研究结论对网络进行校

准。从而保证了研究结论符合真实银行间网络结构的特点。

2 基于蒙特卡洛模拟的系统性风险度量

2.1 基础模型

2.1.1 债务矩阵

为了研究银行间的风险传染,本文假设每家银行的资产包括同业资产(Interbank Assets,IA)和外部资产(External Assets,EA),负债包括同业负债(Interbank Liability,IL)和存款(Deposits,D),以及股东权益(Equity,E)。

银行间的债务联系将银行连接成一个相互交织的银行间网络。利用债务矩阵可以概括银行间网络的基本要素。债务矩阵 L 表示为:

$$L = \begin{bmatrix} 0 & l_{12} & \cdots & l_{1N} \\ l_{21} & 0 & \cdots & l_{2N} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ l_{N1} & l_{N2} & \cdots & 0 \end{bmatrix} \begin{matrix} IA_1 \\ IA_2 \\ \vdots \\ IA_N \\ IL_1 & IL_2 & \cdots & IL_N \end{matrix} \quad (1)$$

其中, l_{ij} 表示银行 i 贷款给银行 j 的数额, $IA_i = \sum_{j=1}^N l_{ij}$ 表示银行 i 的同业资产, $IL_i = \sum_{j=1}^N l_{ji}$ 表示银行 i 的同业负债。

由于银行间交易的私密性特点,具体的银行间贷款 l_{ij} 数据很难获得。所以,现有研究确定银行间债务矩阵有两种方法。一种方法是全完采用模拟。另一种方法是根据真实银行的总量数据(同业资产和同业资产),利用最大熵方法估计债务矩阵。最大熵方法最早由 Sheldon 和 Maurer^[18] 引入银行系统性风险研究领域,并受到学者们的广泛认可和使用。

2.1.2 违约动态

(1) 冲击和传染

外部冲击是指银行系统外部事件对银行系统造成的冲击影响,导致某些银行违约。本文利用蒙特卡洛模拟方法,模拟每家银行外部资产受到不同程度的损失,来反映外部冲击。在外部冲击下,银行违约可以表示为:

$$E_i = IA_i + EA_i^* - IL_i - D_i < 0 \quad (2)$$

其中, EA_i^* 表示受到外部冲击后的外部资产的价值。

当外部冲击的损失 ($EA_i - EA_i^*$) 大于 E_i 时,银行 i 就会违约,称为基础违约。式(2)称为基础违约的条件。银行 i 的违约会导致其债权银行 j 的同业资产 IA_j 遭受损失。当债权银行的损失大于 E_j 时,

银行 j 违约,称为传染违约。传染违约可以表示为:

$$E_j = IA_j^* + EA_j - IL_j - D_j < 0 \quad (3)$$

其中, IA_j^* 为银行 j 能够收回的同业资产。

(2) 违约清算

由于银行间债务是一个复杂的网络,当网络中同时存在基础违约和传染违约银行时,确定银行间债务的清算支付就变得十分困难。Eisenberg & Noe(2001)^[19] 提出了银行间债务网络的清算支付方法。银行违约清算时按债务比例偿还,因此债务矩阵中的每笔同业负债除以其总的同业负债,可以得到一个偿还比例矩阵 Π , 其中的元素为:

$$\pi_{ij} = \begin{cases} \frac{l_{ij}}{IL_j} & IL_j > 0 \\ 0 & IL_j = 0 \end{cases} \quad (4)$$

银行能够收回的同业资产 IA^* 取决于其他银行能够偿还多少同业负债 IL^* , 即:

$$IA_i^* = \sum_{j=1}^N \pi_{ij} IL_j^* \quad (5)$$

因此计算能够收回的同业资产 IA^* 就转换成计算能够偿还多少同业负债 IL^* 。银行 i 的偿还支付表示为:

$$IL_i^* = \min[IL_i, \max(IA_i^* + E_i^*, 0)] \quad (6)$$

其中, IL_i^* 表示银行 i 能够偿还的同业负债, IL_i 表示银行 i 实际的同业负债, IA_i^* 表示银行 i 能够收回的同业资产, E_i^* 表示银行 i 的银行间债务缓冲资本^[6], $IA_i^* + E_i^*$ 表示银行 i 可以用于支付的资金。

式(6)表明银行 i 对债务的清偿取决于其支付能力。如果 $IL_i^* < IL_i$, 表明支付能力小于其实际承担的负债,此时银行 i 违约。利用式(6)确定的偿还支付 IL_i^* 结合式(2)、(3),可以判断银行是基础违约还是传染违约。

2.2 蒙特卡洛模拟

银行业的系统性风险是小概率事件。现有研究侧重正常状态下不同银行间网络结构的比较分析,很难有效捕捉这一小概率事件,不足以解释极端情况下的系统性风险的严重程度。研究这一小概率事件,需要大量的样本,而现实世界不可能提供这么多的样本。因此,本文利用蒙特卡洛模拟方法,模拟银行间网络遭受冲击的多种情景,从而可以帮助我们研究系统性风险这样极端事件。

蒙特卡洛模拟基本思路:首先,选择外部资产损失变动的随机过程和分布;其次,针对外部资产的每次变动,统计银行间网络的损失;最后,重复前述操作,得到足够多的样本数量。

在蒙特卡洛模拟中,确定外部资产损失变动的分布形式是基础。由于本文旨在研究银行间网络的风险传染,银行外部资产的损失情况不是本文的研究重点。因此,本文将银行外部资产的损失变动看成是外生的,这并不会影响本文的研究结论。我们借鉴 Iori 等^[1]的研究思路,假设银行外部资产损失服从半正态分布。银行外部资产的变动表示为:

$$EA_i = EA_i - |\epsilon_i| \quad | \quad EA_i, \epsilon_i \sim N(0, \tau_i^2) \quad (7)$$

其中, ϵ_i 表示银行 i 的外部资产的损失比例, ϵ_i 服从标准差为 τ_i 的正态分布。称 τ_i 为银行资产的波动率,它反映了银行系统外部冲击的大小。

为简化而不失一般性,假设每家银行的 ϵ_i 是独立且同分布的。因此式(7)等价于:

$$EA_i = EA_i - |\epsilon_i| \quad | \quad EA_i, \epsilon_i \sim N(0, \tau^2) \quad (8)$$

银行间网络风险传染的蒙特卡洛模拟基本步骤:

1) 确定外部冲击大小(即标准差 τ),根据式(8)对每家银行的外部资产 EA_i 进行随机抽样。

2) 根据式(6)计算每家银行的偿还支付,然后分别依据式(2)和(3)判断基础违约和传染违约。进而统计总违约银行数量、基础违约银行的数量、传染违约银行的数量,用以衡量银行系统的损失。

3) 重复上述步骤 M 次,获得 M 个银行间网络损失的样本。

2.3 银行系统性风险度量

由于银行系统性风险的小概率特点,因此研究银行间网络损失分布的尾部特征显得尤为重要。现有同类研究都关注不同冲击强度的差异、不同网络结构的差异等问题,却忽略了冲击的极端情况,即损失分布的尾部特征。由于冲击是随机的,冲击造成的结果也是随机的。所以对随机结果的比较并不具有代表性,也不能反映系统性风险的小概率特点。

本文提出利用风险价值 VaR (Value at Risk) 和期望损失 ES (Expected Shortfall) 两个测度构建银行系统性风险的度量模型。同时,利用违约银行数量衡量银行间网络损失。银行系统性风险 VaR 的含义可以概括为,在某一概率水平下,银行间网络的最大可能损失,即最坏情况时银行间网络的损失。用公式表示:

$$P(\Delta \leq VaR_\alpha) = 1 - \alpha \quad (9)$$

其中, Δ 表示银行间网络损失的统计量, α 表示显著性水平, $1 - \alpha$ 则表示为置信水平。式(9)的含

义是银行间网络损失小于 VaR_α 的可能性为 $1 - \alpha$ 。

在实际应用中, VaR 不满足次可加性,而且表现并不稳定。所以本文同时构建了另一个度量模型,银行系统性风险 ES 。银行系统性风险 ES 含义是,当银行间网络损失超过 VaR 阈值时所遭受的平均损失程度。 ES 在 VaR 的基础上进一步考虑了出现极端情况时的平均损失程度,可以更完整地衡量银行间网络的极端损失风险。用公式表示:

$$ES_\alpha = \frac{1}{\alpha} \int_0^\alpha VaR_\mu d\mu \quad (10)$$

银行系统性风险 VaR 和银行系统性风险 ES 衡量了银行间网络的极端损失风险,体现了银行系统性风险的小概率特点。从而能够解决现有研究比较随机冲击结果无法反映系统性风险的问题。

3 模拟实验

3.1 银行间网络的参数校准

银行间风险传染是通过银行间债权债务网络实现的。所以,模拟实验之前需要对银行间债务网络的相关参数进行设置和校准。首先,构造符合银行间网络特征的网络结构,即确定邻接矩阵。其次,确定每家银行的同业资产和同业负债的总量。再次,根据同业资产和同业负债与总资产和股东权益的统计关系,确定每家银行的总资产、股东权益、外部资产、存款等资产负债表数据。最后,根据邻接矩阵、同业资产和同业负债,利用交叉熵估计银行间债务矩阵。

3.1.1 银行间网络结构

大量文献表明,银行间网络是无标度网络^[14-17]。为了保证模拟实验符合真实银行间网络结构特征,本文根据文献[6]提出的无标度网络构建方法模拟了三种规模为 200 家银行的无标度网络,并利用邻接矩阵分别表示三种银行间网络的结构。根据网络集中度从大到小排列,三种银行间网络的基本特征参数列入表 1。

表 1 三种网络的特征参数

特征参数	网络 1	网络 2	网络 3
平均度	12.52	12.21	12.1
平均路径长度	2.42	2.66	2.85
聚集系数	0.1379	0.1194	0.0934
集中度	0.4397	0.3411	0.2653

从表 1 可以看出,三种网络的平均度和平均路径长度差别不大,而网络差异主要体现在聚集系数

和集中度。聚集系数和集中度都是反映网络的集中程度的指标。本文以网络集中度来区别三个银行间网络的差异。

3.1.2 同业资产和同业负债

Barrat 等^[20] 把与一个节点的所有连线的权重之和定义为节点强度。在银行间网络中, 银行 i 的同业资产 IA_i 和同业负债 IL_i 分别代表了银行 i 的出度强度和入度强度, 银行 i 的债务银行数量和债权银行数量分别代表了银行 i 的出度和入度。Soramäki 等^[15] 的研究表明银行间网络中节点度和节点强度符合下面的幂函数关系:

$$s = ak^\beta, \quad k \in [1, +\infty) \quad (11)$$

其中, s 表示节点强度, k 表示节点度。在 Soramäki et al(2007)^[15] 的研究中, β 的估计值为 $\beta = 1.9$ 、标准差为 $\sigma_\beta = 0.001$ 。

由 3.1.1 模拟的三种银行间网络的邻接矩阵, 可以得到节点出度和入度。并利用式(11)确定银行间网络中的同业资产 IA_i 和同业负债 IL_i 。

3.1.3 总资产和股东权益

Soramäki 等^[15] 的研究还发现总资产与同业资产之间也存在着式(11)所表示的幂函数关系。本文利用取自 Bankscope 的 2012 年的中国的 110 家商业银行的数据进行了检验, 得到了下面的回归结果:

$$\ln(TA_i) = 2.1814 + 0.8782 \times \ln(IA_i + IL_i) \quad (7.22) \quad (33.23)$$

$$\text{adj_R}^2 = 0.9101 \quad (12)$$

$$E_i = 0.0641 \times TA_i \quad \text{adj_R}^2 = 0.9939 \quad (13) \quad (141.02)$$

其中, TA_i 表示总资产, IA_i 、 IL_i 分别表示同业资产和同业负债, E_i 表示股东权益。括号内是 t 统计量, adj_R^2 是调整后的 R^2 统计量。

根据式(12)和(13)确定银行间网络中每家银行的总资产和股东权益。然后根据银行资产负债表的平衡性确定银行外部资产和存款, 从而获得银行间网络中每家银行的完整资产负债表信息。

3.1.4 债务矩阵的估计

根据 3.1.1 确定的三种网络的邻接矩阵、3.1.2 确定的同业资产与负债数据, 利用交叉熵方法可以估计债务矩阵, 即式(1)。交叉熵方法可以表示为下面的优化问题:

$$\min C(L, E) = \sum_{i,j=1}^N l_{ij} \ln\left(\frac{l_{ij}}{e_{ij}}\right) \quad (14)$$

同时, 满足约束条件:

$$\begin{cases} IA_i = \sum_j l_{ij} \\ IL_j = \sum_i l_{ij} \end{cases} \quad i = 1, 2, \dots, N; j = 1, 2, \dots, N \quad (15)$$

其中, L 为要估计的债务矩阵, $l_{ij} \in L$ 。 E 表示银行间网络的邻接矩阵, $e_{ij} \in E$, e_{ij} 等于 0 或 1, $e_{ij} = 0$ 表示银行 i 没有贷款给银行 j , $e_{ij} = 1$ 表示银行 i 有贷款给银行 j 。

利用信息熵中 RAS 算法求解式(14)和(15)可以获得银行间债务矩阵 L 。由于交叉熵方法引入了邻接矩阵, 从而保证了校准后的银行间网络保持无标度网络特征, 避免了最大熵方法只能获得完全结构网络的问题。

应当指出, 本文中银行间债务网络相关参数的设置和校准更加符合真实的银行间债务网络。第一, 无标度网络设计符合真实银行间网络结构特征。第二, 同业资产、同业负债、总资产、股东权益等资产负债表信息是根据真实银行业数据回归结果确定的。第三, 交叉熵方法估计的债务矩阵保持了无标度网络结构, 避免了完全结构网络的问题。

3.2 银行间网络的蒙特卡洛模拟

3.2.1 银行间网络损失与违约传染概率

针对 3.1 建立的三种银行间网络, 首先根据不同的银行外部资产损失的标准差 τ , 确定 25 种外部冲击情景, 其中 $\tau \in (0, 0.1]$ 。其次, 针对每一种冲击情景, 根据式(8)对每家银行的外部资产 EA_i 进行 10000 次随机抽样。并利用清算支付向量式(6)、违约类型判别条件式(2)和(3), 记录每次冲击的总违约银行数量、基础违约银行数量、传染违约银行的量。最后, 统计三种银行间网络在 25 种外部冲击情景下的损失分布。

根据国际清算银行的定义, 银行系统性风险的一个特征是违约传染发生连锁反应, 形成多米诺效应。为了研究这一特征, 本文将传染违约银行的数量达到 10 家(5%)以上, 确定为银行系统发生了违约传染的连锁反应。在 10000 模拟中统计出现违约传染连锁反应的频率, 并将其定义为违约传染概率。图 1 展示了三种银行间网络在 25 种冲击情景下的违约传染概率。其中, 横坐标代表不同外部冲击情景, 纵坐标代表违约传染概率, 三角代表网络 1, 圆圈代表网络 2, 星号代表网络 3。

由图 1 可以发现,当外部冲击较小时 ($\tau \leq 0.03$), 违约传染概率很小,在三种银行间网络中几乎不会发生违约传染的连锁反应。随着外部冲击的加大,违约传染概率也在逐渐增加。当外部冲击达到 $\tau = 0.05$ 时,违约传染概率达到了 20%。平均每 5 次冲击,就会出现 1 次违约传染的连锁反应。当外部冲击较大时 ($\tau \geq 0.07$), 几乎可以确定银行间网络必然会出现违约传染连锁反应。更重要的是,我们发现网络集中度越高发生违约传染的概率越低。也就是说,银行间网络越集中,越不容易发生违约传染。

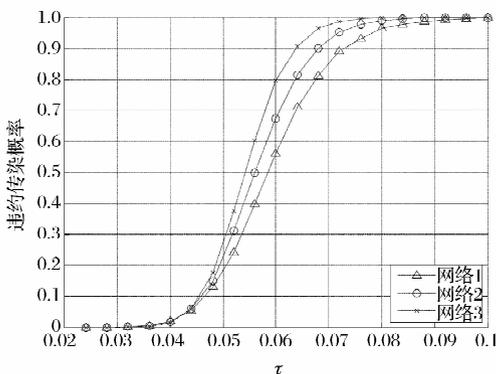


图 1 传染违约发生的概率

为了对比三种银行间网络的损失情况,我们统计的每种冲击情景下 10000 次模拟中,银行间网络的平均损失程度(总违约银行数量的平均值、基础违约银行数量的平均值、传染违约银行数量的平均值)。图 2 展示了三种银行间网络不同冲击情景下的银行间网络的平均损失程度,其中代表三种银行间网络的符号与图 1 相同。

由图 2 可以发现,三种银行间网络的总违约银行数量的平均值、基础违约银行数量的平均值、传染违约银行数量的平均值几乎没有任何差别。平均来看,银行间网络的损失程度与网络集中度没有明显关系。可见,在现有研究中用随机的冲击结果来比

较银行间网络的损失程度是没有意义的。

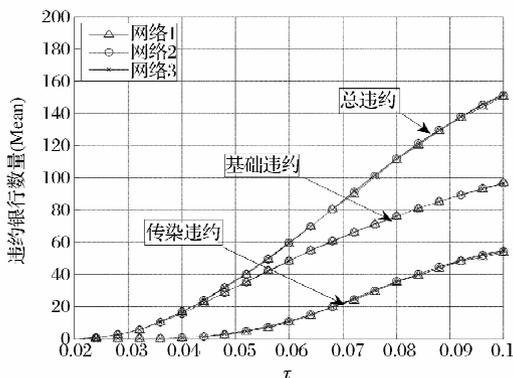


图 2 平均违约银行数量

3.2.2 银行间网络的损失分布

银行间网络的平均损失相似,并不代表损失分布是相同。接下来我们将考察三种银行间网络下的损失分布情况。我们选取了六种冲击情景, $\tau = 0.03, 0.04, \dots, 0.08$ 。每一种冲击情景都有 10000 次的模拟结果。我们利用每次模拟结果中总违约银行数量衡量银行间网络的损失。六种冲击情景下的不同银行间网络损失的描述性统计量被列入表 2 中。

根据每种冲击情景下 10000 次的模拟结果,画出总违约银行数量的频率直方图,见图 3。为了更加直观的展示损失分布的特征,图 3 中每个子图还包括了银行间网络损失分布的概率密度估计曲线、正态分布密度曲线。概率密度估计曲线是根据银行间网络损失数据估计出来的密度曲线,它反映了损失数据的分布特征,在图 3 中用虚线表示。正态分布密度曲线则是对应银行间网络损失数据均值和标准差的正态分布密度曲线,它反映了正态分布特征,在图 3 中用实线表示。图 3 中的每一行子图依次代表了不同的冲击情景, $\tau = 0.03, 0.04, \dots, 0.08$ 。每一列子图按照顺序分别代表了三种银行间网络。

表 2 银行间网络损失的描述性统计量

τ	网络 1				网络 2				网络 3			
	均值	标准差	偏度	峰度	均值	标准差	偏度	峰度	均值	标准差	偏度	峰度
0.03	5.77	2.41	0.45	3.36	5.83	2.41	0.45	3.29	5.89	2.44	0.42	3.25
0.04	16.74	4.48	3.01	11.84	16.77	4.37	0.96	10.13	16.79	4.23	0.40	4.05
0.05	31.53	8.10	5.21	71.64	31.69	7.44	4.49	66.39	32.10	7.71	3.94	44.80
0.06	58.81	20.51	3.77	20.00	59.45	19.87	3.73	19.60	59.67	17.24	3.43	17.75
0.07	89.86	32.77	1.87	5.44	90.94	31.34	1.82	5.30	91.45	27.95	1.72	5.04
0.08	111.42	37.68	1.04	2.56	112.09	35.84	1.04	2.60	111.80	31.50	1.03	2.66

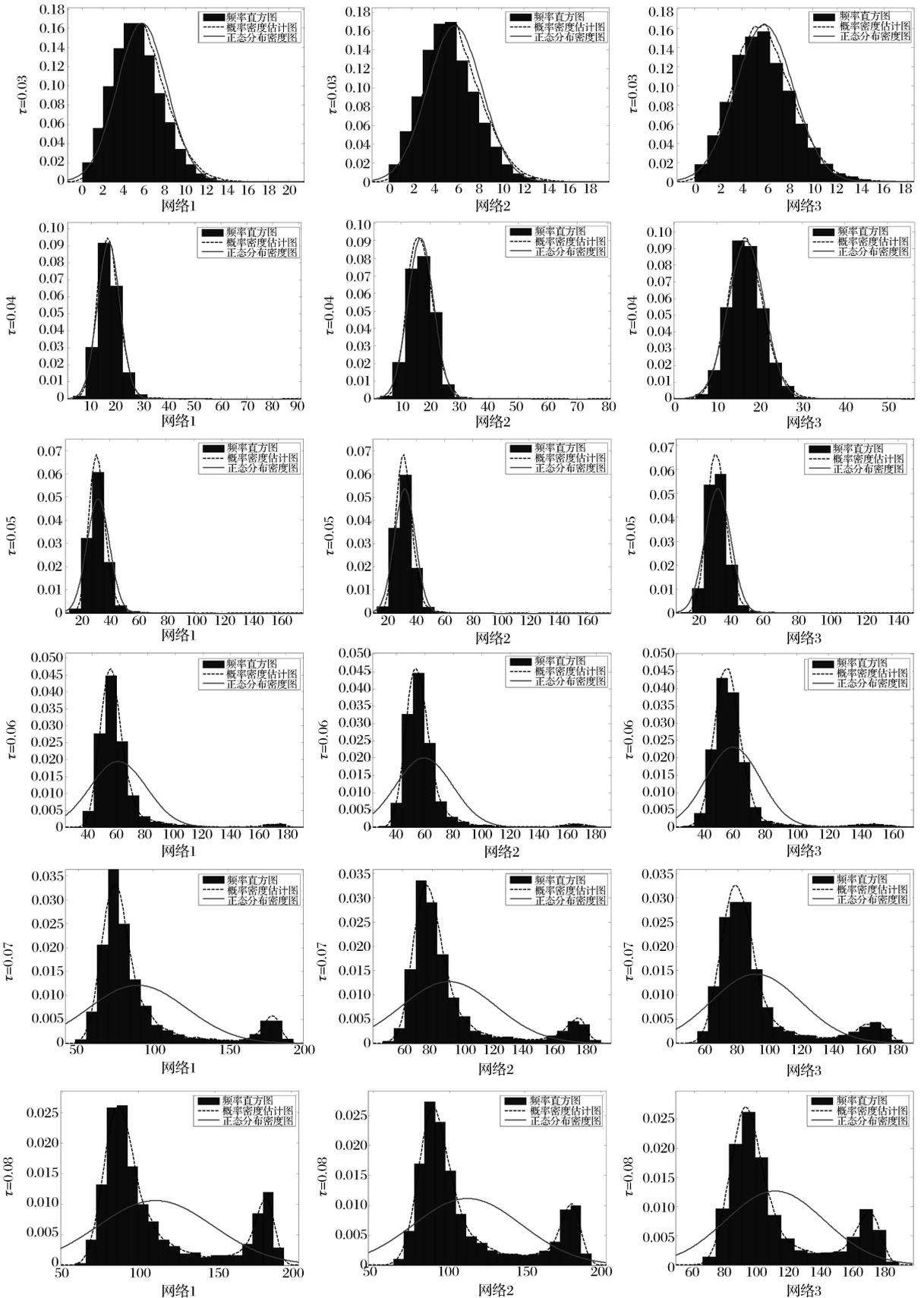


图 3 银行间网络损失的频率分布直方图

从表 2 和图 3 可以看出银行间网络损失分布的两个明显特征。第一,随着冲击强度的增加,银行间

网络损失分布从近似正态分布转变成尖峰厚尾分布,最后变成双峰分布。当外部冲击较小时($\tau=0.03$),银行间网络损失分布近似正态分布。图 3 中第一行子图显示,概率密度估计曲线与正态分布密度曲线相对接近。同时,从表 2 第 1 行可以看出,此时损失分布的偏度接近 0,峰度接近 3,相对接近正态分布。从对图 1 的分析可知当 $\tau=0.03$,银行间网络不会出现违约传染连锁反应。可见,此时银行间网络中违约的银行几乎都是基础违约。由于冲击是随机的,所以银行间网络损失会近似正态分布。图 3 中第二、三、四行子图显示,概率密度估计曲线与正态分布密度曲线相比,峰部更尖尾部更厚。同时,从表 2 第 2、3、4 行可以看出,损失分布的峰度明显高于 3,说明当外部冲击加大后($\tau=0.04,0.05,0.06$),银行间网络损失具有尖峰厚尾的分布特征。当外部冲击加大后,银行间网络出现违约传染连锁反应的概率也相应的增加。尽管基础违约的银行数量仍然近似正态分布,但是叠加了违约传染连锁效应后导致了银行间网络损失呈现出尖峰厚尾分布特征。当外部冲击达到必然引发违约传染连锁效应的程度后($\tau=0.07,0.08$),违约传染彻底改变了银行间网络损失的分布形态。从图 3 最后两行子图的概率密度估计曲线(虚线)可以明显看出,银行间网络损失分布呈现双峰分布特征。其中,左边大峰部是基础违约和传染违约叠加后的结果,而右边小峰部是传染违约影响的结果。也就是说,此时银行间的违约传染导致银行间网络的极端损失(尾部分布)不再是小概率事件。可见,传染违约是导致

银行系统性风险爆发的关键。

第二,当银行间网络损失分布呈现尖峰厚尾特征时,网络集中度越高银行间网络损失分布的厚尾现象越明显。从表 2 第 2、3、4 行可以看出,当银行间网络损失具有尖峰厚尾的分布特征时($\tau=0.04,0.05,0.06$),网络集中度越高,银行间网络损失的峰度越大。可见,银行间网络集中度越高,损失分布的厚尾现象越明显。但是,从表 2 第 1、5、6 行来看,银行间网络损失分布呈现近似正态分布($\tau=0.03$)和双峰分布($\tau=0.07,0.08$)时,峰度统计量的差异并不明显。

为了进一步比较不同网络结构下银行系统性风险的差异,下面将采用本文提出的两种系统性风险测度(银行系统性风险 VaR 和银行系统性风险 ES)进行对比。

3.3 银行系统性风险的测度结果

根据每种外部冲击下的 10000 次随机模拟的银行间网络损失结果,可以估计出对应置信水平银行系统性风险 VaR 值和银行系统性风险 ES 值。表 3 列出了部分 98% 置信水平下的 VaR 估计结果和 ES 估计结果。表 4 列出了部分 99% 置信水平下的 VaR 估计结果和 ES 估计结果。

表 3 和表 4 的前三列是三种网络下 VaR 的估计结果。其含义是在对应置信水平下银行间网络最大的损失(即总违约银行数量)。第 4 到 6 列是对应的传染违约银行数量。例如,表 3 第 5 行第 1 列数值是 64,第 5 行第 4 列数值是 24。这表示在第一种银行间网络中 98% 的概率下,最多会有 64 家银行违约,其中传染违约的银行数量是 24 家。

表 3 银行间系统性风险的测度结果(98%置信水平)

τ	VaR (总违约银行数量)			VaR (传染违约银行数量)			ES (总违约银行数量)			ES (传染违约银行数量)		
	网络 1	网络 2	网络 3	网络 1	网络 2	网络 3	网络 1	网络 2	网络 3	网络 1	网络 2	网络 3
	0.020	1	1	1	0	0	0	1	1	1	0	0
0.028	6	6	6	0	0	0	7	7	7	0	0	0
0.036	18	18	18	0	0	2	20	20	20	2	2	2
0.044	35	36	35	0	5	10	43	41	41	13	11	10
0.052	64	62	60	24	23	19	95	89	80	55	49	39
0.060	152	153	136	99	110	86	171	167	150	121	115	98
0.068	180	176	163	112	116	98	184	180	169	119	115	103
0.076	186	184	175	106	114	105	189	187	179	113	110	102
0.084	190	188	182	100	103	78	193	191	186	106	104	97
0.092	193	191	187	109	91	99	195	194	190	99	97	92
0.100	195	193	190	98	87	89	197	196	193	94	92	88

表 4 银行间系统性风险的测度结果(99%置信水平)

τ	VaR (总违约银行数量)			VaR (传染违约银行数量)			ES (总违约银行数量)			ES (传染违约银行数量)		
	网络 1	网络 2	网络 3	网络 1	网络 2	网络 3	网络 1	网络 2	网络 3	网络 1	网络 2	网络 3
	0.020	1	1	1	0	0	0	1	2	1	0	0
0.028	7	7	7	0	0	0	8	8	8	0	0	0
0.036	19	19	19	1	2	0	21	21	21	3	2	2
0.044	38	38	38	1	4	3	49	46	45	20	16	14
0.052	78	73	68	48	37	26	118	111	98	79	71	58
0.060	171	166	149	125	110	98	178	174	157	126	120	104
0.068	183	179	167	110	106	97	188	183	173	121	116	105
0.076	188	186	178	111	104	103	192	190	182	113	110	102
0.084	192	190	184	102	95	89	195	193	188	108	105	97
0.092	194	193	189	91	103	85	197	196	192	99	98	91
0.100	195	194	191	87	100	81	198	198	195	94	93	88

表 3 和表 4 的第 7 到 9 列是三种网络下 ES 的估计结果。其含义是在对应置信水平下银行间网络损失超过 VaR 阈值时的平均损失程度(即平均总违约银行数量)。第 10 到 12 列是对应的平均传染违约银行数量。例如,表 3 第 5 行第 7 列数值是 95,第 5 行第 10 列数值是 55。这表示在第一种银行间网络中 98% 的概率下,超过 VaR 阈值时,平均会有 95 家银行发生违约,其中传染违约的银行数量是 55

家。

为了更加直观,我们同时用图形展示银行系统性风险 VaR 和银行系统性风险 ES 的估计结果。图 4 中两个子图分别展示了 98% 置信水平下的 VaR 估计结果和 ES 估计结果。图 5 对应的是 99% 置信水平下估计结果。横坐标对应的是不同的外部冲击情景,纵坐标对应的是银行系统性风险估计结果。图中三角、圆圈、星号依次代表三种网络。

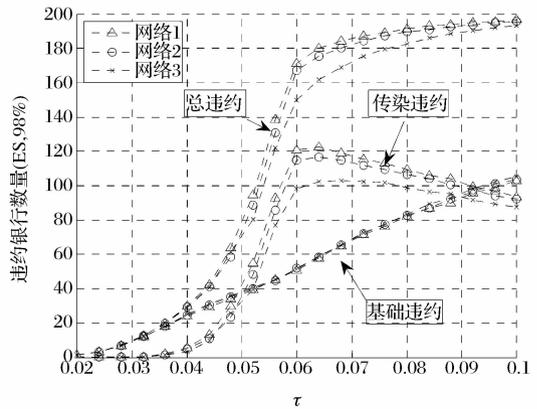
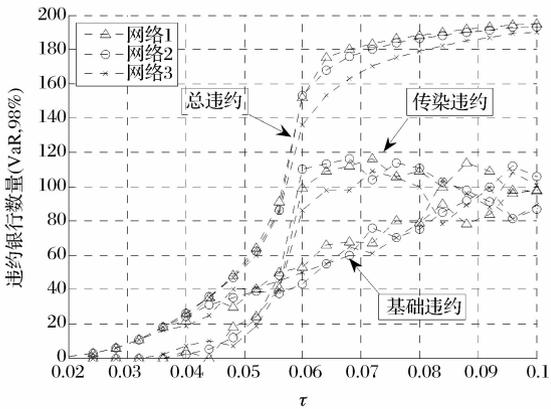


图 4 银行间系统性风险 VaR 与 ES(98%置信水平)

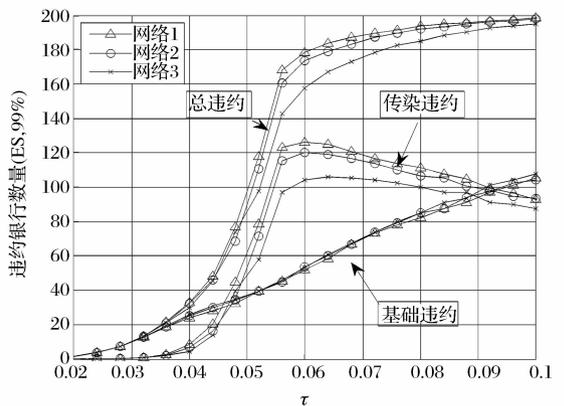
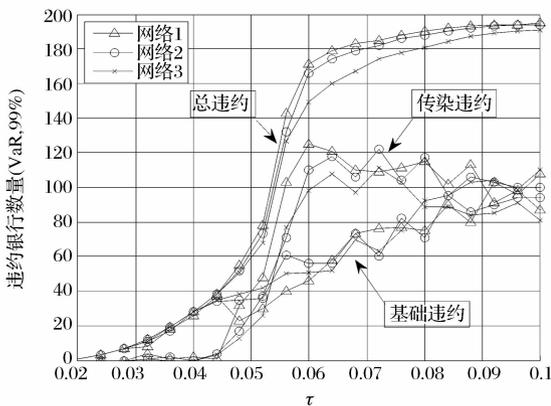


图 5 银行间系统性风险 VaR 与 ES(99%置信水平)

图4和图5中每个子图都有三组线。最上面一组线代表了三种网络下银行系统性风险 VaR (左边子图)和银行系统性风险 ES (右边子图),也就是银行系统中总的违约银行数量。中间的一组线表示传染违约银行数量,最下面一组线表示基础违约银行数量。

从表3和表4可以看出,当外部冲击较小时($\tau \leq 0.03$),银行间网络的损失很小,而且在不同的网络中没有差异。 $\tau = 0.02$,最多有1家银行违约; $\tau = 0.028$ 最多有6到7家银行违约。当外部冲击加大后($\tau > 0.03$),银行间网络的损失增加,而且在不同的网络中也体现出差异。总的表现为,银行间网络越集中,损失越大。这种规律在银行系统性风险 ES 上表现的更加稳定和明显。同时可以明显的看出,不同网络下银行系统性风险的差异主要来自违约传染的影响差异。

图4和图5更直观的展现出表3和表4的结论。网络越集中,银行系统性风险 VaR 和银行系统性风险 ES (总违约银行数量)越大。而且在图4和图5中看出,基础违约银行数量差异不大(ES 表现更明显)。这再一次证明了银行系统性风险在不同网络中的差异是来自于违约传染。银行间网络越集中,违约传染的银行数量越多。我们发现了一个有趣的结论,网络集中度越高发生违约传染连锁反应的概率越小(图1),但是网络集中度越高违约传染连锁反应的破坏力越大(图4、5)。

从表3、4和图4、5中还发现两个结论。第一,外部冲击在 $0.04 < \tau < 0.06$ 范围内,银行系统性风险有一个加速上升的过程。而且,银行间违约传染的连锁反应加速过程更加明显。这说明外部冲击对银行系统性风险的贡献不是线性的,而是近似指数型形式的加速过程。这个加速过程是由银行间的违约传染造成的。银行间债务关系形成的银行间网络,构成了潜在的违约传染渠道。在外部冲击下,银行间网络的潜在传染作用会极大的放大银行系统的风险,即爆发银行系统风险。第二,外部冲击在 $\tau = 0.06$ 左右,银行系统内违约传染影响力达到最大。本文模拟了很极端的外部冲击,在 $\tau = 0.06$ 时,银行间网络会出现大量的银行违约。外部冲击再提高就会直接造成银行基础违约,所以传染违约银行会下降。但这并不代表违约传染影响力会下降。

4 结语

本文提出了基于网络模型的银行系统性风险度

量方法:银行系统性风险 VaR 和银行系统性风险 ES 。大量银行违约引发银行系统性风险是极为罕见的,可供研究的样本非常少。为此,我们采用蒙特卡洛模拟方法,模拟银行外部冲击造成的银行间网络损失的大样本。利用银行间网络损失大样本估计银行系统性风险 VaR 和银行系统性风险 ES ,能够有效的捕捉银行系统性风险的尾部特征,解决对比随机冲击结果无法反映银行系统性风险的问题。

在模拟实验中,本文利用真实银行间网络结构参数,对模拟的三种银行间网络进行校准,保证了研究结论真实性和可靠性。在对三种不同集中度的银行间网络的模拟实验中,我们发现了一些对监管当局颇有意义的结论。第一,随着外部冲击加大,银行间网络损失分布从近似正态分布转变成尖峰厚尾分布,最后变成双峰分布。这是由于外部冲击加大引起了违约传染的连锁反应。第二,网络集中度越高发生违约传染连锁反应的概率越小,但是网络集中度越高违约传染连锁反应的破坏力越大。第三,违约传染是导致银行系统性风险爆发的关键。银行间网络的潜在传染作用会极大的放大银行系统的风险。而且违约传染效应是呈指数增长的。

参考文献:

- [1] Iori G, Jafarey S, Padilla F. Systemic risk on the interbank market [J]. Journal of Economic Behavior & Organization, 2006, 61(4): 525-542.
- [2] Allen F, Gale D. Financial contagion [J]. Journal of Political Economy, 2000, 108(1): 1-33.
- [3] Nier E, Yang Jing, Yorulmazer T, et al. Network models and financial stability [J]. Journal of Economic Dynamics and Control, 2007, 31(6): 2033-2060.
- [4] May R M, Arinaminpathy N. Systemic risk: The dynamics of model banking systems [J]. Journal of the Royal Society Interface, 2010, 7(46): 823-838.
- [5] Gai P, Kapadia S. Contagion in financial networks [J]. Proceedings: Mathematical, Physical and Engineering Sciences, 2010, 466(2120): 2401-2423.
- [6] 隋聪, 迟国泰, 王宗尧. 网络结构与银行系统性风险 [J]. 管理科学学报, 2014, 17(4): 57-70.
- [7] Wells S. UK interbank exposures: Systemic risk implications [J]. Financial Stability Review, 2002, 13(12): 175-182.
- [8] Lublóy Á. Domino effect in the Hungarian interbank market [J]. Hungarian Economic Review, 2005, 52(4): 377-401.
- [9] Mistrulli P. E. Assessing financial contagion in the interbank market: Maximum entropy versus observed inter-

- bank lending patterns [J]. *Journal of Banking & Finance*, 2011, 35(5): 1114–1127.
- [10] 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]. *金融研究*, 2010(4): 1–14.
- [11] 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[J]. *经济研究*, 2007(1): 68–78.
- [12] 陈庭强, 何建敏. 基于复杂网络的信用风险传染模型研究[J]. *中国管理科学*, 2014, 22(11): 1–10.
- [13] 欧阳红兵, 刘晓东. 中国金融机构的系统重要性及系统性风险传染机制分析——基于复杂网络的视角[J]. *中国管理科学*, 2015, 23(10): 30–37.
- [14] Boss M, Elsinger H, Summer M, et al. Network topology of the interbank market [J]. *Quantitative Finance*, 2004, 4(6): 677–684.
- [15] Soramäki K, Bech M L, Arnold J, et al. The topology of interbank payment flows [J]. *Physica A*, 2007, 379(1): 317–333.
- [16] Becher C, Millard S, Soramäki K. The network topology of CHAPS Sterling [R]. Working Paper UK; Bank of England, 2008.
- [17] Krause A, Giansante S. Interbank lending and the spread of bank failures: A network model of systemic risk [J]. *Journal of Economic Behavior and Organization*, 2012, 83(3): 583–608.
- [18] Sheldon G, Maurer M. Interbank lending and systemic risk: an empirical analysis for Switzerland [J]. *Swiss Society of Economics and Statistics*, 1998, 134(4): 685–704.
- [19] Eisenberg L, Noe T H. Systemic risk in financial systems [J]. *Management Science*, 2001, 47(2): 236–249.
- [20] Barrat A, Barthelemy M, Pastor-Satorras R, et al. The architecture of complex weighted networks [J]. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 2004, 101(11): 3747–3752.

A Network Perspective Measurement Method for Banking Systemic Risk

SUI Cong^{1,2}, TAN Zhao-lin¹, WANG Zong-yao³

(1. School of Finance, Dongbei University of Finance and Economics, Dalian 116025, China;

2. Center for Commodity Markets and Behavioral Decision Research, Dongbei University of Finance and Economics, Dalian 116025, China; 3. Surry International Institute, Dongbei University of Finance and Economics, Dalian 116025, China)

Abstract: The interbank network is convenient for liquidity adjustment of the interbank market. But, the network configuration also increases risk contagion among the interbank market. However, the relationship between the network configuration and the systemic risk is a disputable issue in the research area. On one hand, the systemic risk is a typical small probability event which only happens in extreme circumstance. On the other hand, simulated interbank market network in the research area is different from real interbank market configuration. So building a realistic network model and researching the behavior of real network model in extreme circumstance are the key issues. Based on reality interbank network model, two evaluation parameters of the systemic risk; VaR and ES are presented in this paper. Firstly, Monte Carlo method is utilized to simulate the external impact of interbank system. Then, the systemic risk VaR and ES which can reflect the small probability characters of the systemic risk are estimated and the tail properties of interbank system loss are captured. Secondly, real bank parameters are utilized to calibrate three kinds of interbank network in simulation. Such a method ensures the reality and reliability of simulation results. Finally, three valuable conclusions are drawn: (1) External impact will trigger contagion. The interbank system loss will change from norm distribution to heavy tail distribution and then to bimodal distribution. (2) The contagion probability of high density interbank network is smaller than that of low density network, but the destruction is much higher. (3) The potential contagion will enlarge the systemic risk and default contagion effect will increase exponentially. A model which can evaluate the extent of the destruction of the systemic risk in extreme condition is presented. Furthermore, the simulation results comprehensively reveal the relationship between the network configuration and the systemic risk.

Key words: systemic risk; interbank network; monte carlo simulation; VaR