

银行间债务网络流动性差异对风险传染的影响^①

隋 聪¹, 王宪峰², 王宗尧¹

(1. 大连海事大学航运经济与管理学院, 综合交通运输协同创新中心, 大连 116026;

2. 东北财经大学金融学院, 大连 116025;)

摘要: 在度量系统性风险方面, 银行间的流动性差异可能比“规模大”和“联系多”更重要。首先, 本文从银行间网络角度, 提出了一种商业银行流动性差异的检验方法。本文利用银行间贷款(网络的出度强度)和银行间借款(网络的入度强度)的幂律分布特征, 度量银行间的流动性差异。实证研究发现, 2012年~2014年, 中国的大型商业银行流动性差异很大。其中, 2014年大型银行的流动性需求最明显。其次, 本文以真实银行间网络数据为基础, 构造大型银行分别是流动性需求和流动性供给的两种网络, 研究流动性差异对风险传染的影响。实验结果显示, 处于流动性需求地位的大型银行的潜在风险传染破坏力, 远远高于同等规模和联系的银行。这足以表明流动性地位应该是监管机构重点关注的系统性风险指标。本文的研究为监管机构提供了一种精准的系统性风险压力测试和情景分析方法。

关键词: 银行间债务; 流动性; 网络; 风险传染; 系统性风险

中图分类号: F830 **文献标识码:** A **文章编号:** 1007-9807(2020)03-0065-08

0 引言

在传统的资金借贷业务期限转换过程中, 银行极易出现流动性短缺。而银行间市场复杂的债权债务关系网络是银行获得流动性的主要途径。正常时期, 银行间债务网络有助于系统的稳定。然而, 在金融危机中, 银行间债务网络提供了传染的途径, 扩大了初始冲击破坏力^[1]。因此, 网络模型有助于研究银行系统性风险^[2]。

越来越多的文献致力于研究网络结构对风险传染与系统性风险的作用。早期的研究主要集中在规则网络和随机网络中的风险传染问题^[3-5]。然而, 真实的银行间网络并不是规则网络或随机网络^[6, 8]。Lublóy^[9]研究发现, 匈牙利银行同业借款有60%发生在15家大银行之间, 而90%的同业借款中至少有一家大银行参与。Barabasi和Al-

bert^[10]发现大多数社会网络均具有无标度特征。银行间网络也具有无标度特征, 比如奥地利、美国、英国、巴西和中国^[11-15]。银行的差异性导致了银行间网络结构的差异^[16]。无标度网络的重要特征是网络节点度服从幂律分布。幂律分布反映了个体间的连接集中程度。债权、债务银行数量非常多的银行被认为是“联系太多而不能倒”(too interconnected to fail), 也被称为货币中心。

现有研究对连接集中程度与风险传染做了大量的研究^[17-19]。Veld和van Lelyveld^[20]、杨海军和胡敏文^[21]发现银行间债务网络接近于中心边缘网络。银行间网络的中心边缘特征和无标度特征一样, 都体现了网络中个体连接集中程度的差异。Lenzu和Tedeschi^[22]认为, 受到冲击后, 更集中的网络, 银行违约破产的概率更大。但是, Degryse和Nguyen^[23]认为多重货币中心结构具有更

① 收稿日期: 2018-03-04; 修订日期: 2018-08-16。

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(71971034; 71571034; 71731003)。

作者简介: 隋 聪(1978—), 男, 辽宁沈阳人, 博士, 教授。Email: suicong2004@163.com。

低的传染风险.

最近研究发现,流动性差异也是银行间网络结构的重要特征.流动性差异是指银行间市场中不同银行的流动性需求存在差异.而且,这种差异在各个国家中体现的并不一致. Bech 和 Atalay^[24]发现美国小银行是流动性供给方(贷出资金),大银行是流动性需求方(借入资金).在葡萄牙银行间市场中,小银行也是流动性的供给方^[25].然而,在德国银行间市场,小银行是净借入方,大银行是净贷出方^[8]. Raddant^[26]发现意大利银行间市场中存在的几家大的净借款银行,导致了网络的高度不平衡.目前,这种差异对风险传染、系统性风险的影响还没有得到深入研究.

本文主要有两个工作.第一,从网络结构视角,提出了检验银行间的流动性差异的方法.通过对比银行间贷款(出度强度)和银行间借款(入度强度)的幂律参数,区分大银行和小银行的流动性差异.第二,以真实银行间网络数据为基础,构造大型银行在银行间市场上流动性地位相反的两网络.并在两种网络中采用模拟实验的方法,揭示流动性差异对风险传染与系统性风险的影响规律.

1 基础模型

1.1 银行违约及传染

本文遵循了 May 和 Arinaminpathy^[5]的研究设计.作为网络节点,商业银行的资产包括银行间贷款 IL 和外部资产 EA ,负债包括存款 D 和银行间借款 IB ,银行资产减去负债是净资产 NA .

这样设计的原因有三:第一,严格的监管要求导致银行的资产负债表具有趋同的特点^[4];第二,银行主要从事以存款为主的负债业务和以贷款为主的资产业务,而资产主要分为银行间贷款(流动性资产)和外部资产(非流动性资产)^[3];第三,这样的设计方便于研究银行间网络的传染特征^[6,7].

如果银行资产遭受损失导致资不抵债,银行就会破产.银行破产条件可以表示为

$$NA = IL + EA - IB - D < 0 \quad (1)$$

银行资不抵债的原因有两个:一是银行外部

资产 EA 遭受损失,二是银行间贷款 IL 遭受损失.银行外部资产损失导致的违约,被称为基础违约.基础违约的判定条件为

$$NA_i^* = IL_i + (1 - \delta_i) EA_i - IB_i - D_i < 0 \quad (2)$$

其中 NA_i^* 表示银行 i 受到外部冲击后的净资产. δ_i 表示外部冲击造成的损失比例.

银行间贷款损失导致的违约,被称为传染违约.传染违约的判定条件为

$$\begin{cases} NA_j^{**} = (1 - \eta_j) IL_j + (1 - \delta_j) EA_j - IB_j - D_j < 0 \\ NA_j^* = IL_j + (1 - \delta_j) EA_j - IB_j - D_j \geq 0 \end{cases} \quad (3)$$

其中 NA_j^{**} 表示银行 j 遭受传染后的净资产. η_j 表示银行 j 被传染后银行间贷款的损失比例.其他符号含义与上文相同.

1.2 违约清算机制

根据银行的有限责任和债务的优先偿付顺序,银行间网络中的违约清算机制被证明可以通过不动点迭代算法实现^[27].本文采用这种不动点算法模拟银行间网络的清算支付过程.尽管银行间的违约可能会受到政策干预因素的影响,但是不动点算法仍然不失一般性.

在银行系统中,假设 IB_i^* 表示银行 i 实际能够偿还的银行间借款. $IB^* = [IB_1^*, IB_2^*, \dots, IB_n^*]$ 表示银行间的清算支付向量.由于银行的有限责任和债务的优先偿付顺序,这个清算支付向量 IB^* 是存在且唯一的.银行 i 能够偿还的银行间借款 IB_i^* 表示为

$$IB_i^* = \min [IB_i, \max (IL_i^* + E_i^*, \rho)] \quad (4)$$

其中 IL_i^* 表示银行 i 实际能够收回的银行间贷款.由于银行破产清算时,所有的银行都要优先偿还存款,所以有 $E_i^* = (1 - \delta_i) EA_i - D_i$.

式(4)被用来确定银行间清算支付向量.式(2)和式(3)被用于判断银行违约的类型.

2 银行间网络与流动性差异

2.1 银行间网络

假设银行系统中有 n 家银行(节点),那么银行间借贷关系网络可以用 $n \times n$ 的邻接矩阵 A 来表示

$$A = \begin{bmatrix} a_{11} & \cdots & a_{1n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{n1} & \cdots & a_{nn} \end{bmatrix} \begin{matrix} Out_1 \\ \vdots \\ Out_n \end{matrix} \quad (5)$$

$$In_1 \quad \cdots \quad In_n$$

其中 $a_{ij} = 1$ 表示银行 i 是银行 j 的债权银行, $a_{ij} = 0$ 表示银行 i 不是银行 j 的债权银行. 银行 i 的债权银行数量 $In_i = \sum_{j=1}^n a_{ji}$ 被称为入度; 银行 i 的债务银行数量 $Out_i = \sum_{j=1}^n a_{ij}$ 被称为出度.

令 L 表示银行间债务矩阵

$$L = \begin{bmatrix} l_{11} & \cdots & l_{1n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ l_{n1} & \cdots & l_{nn} \end{bmatrix} \begin{matrix} IL_1 \\ \vdots \\ IL_n \end{matrix} \quad (6)$$

$$IB_1 \quad \cdots \quad IB_n$$

其中 l_{ij} 表示银行 i 对银行 j 的贷款. 银行 i 的银行间贷款 $IL_i = \sum_{j=1}^n l_{ij}$ 、银行间借款 $IB_i = \sum_{j=1}^n l_{ji}$. 网络中节点连线的权重之和被称为节点的强度. 所以, 银行间贷款 IL_i 和银行间借款 IB_i 分别表示出度强度和入度强度.

对于银行而言, $IL > IB$ 表明该银行是流动性净供给方; $IL < IB$ 表明该银行是流动性净需求方. 从网络角度, 银行间贷款、银行间借款分布特征的差异, 反映了银行间网络的流动性差异.

2.2 流动性差异

不同国家、不同时间段内银行的流动性地位都是不同的. 在美国的银行间市场中, 小银行通常是流动性的供给方, 大银行通常是流动性的需求方^[24]; 在葡萄牙银行间市场中, 小银行通常是流动性的供给方^[25]; 在德国银行间市场中, 大银行是流动性的供给方^[8].

本文检验了 2012 年 ~ 2014 年中国银行间市场的流动性差异. 样本包括 2012 年 ~ 2014 年中国 122 家商业银行. 银行间贷款、银行间借款、总资产等数据均来自 BankScope 数据库.

为了展示数据, 将 122 家银行划分为大型银行、中型银行和小型银行三类. 其中, 总资产超过 1 万亿人民币的为大型银行, 总资产超过 3 千亿元人民币、小于 1 万亿人民币的为中型银行, 总资产小于 3 千亿元人民币的银行为小型银行. 银行间贷

款大于银行间借款被视为流动性供给银行, 反之视为流动性需求银行. 表 1 列出了三类银行中流动性供给银行的占比, 分子代表流动性供给银行数量, 分母代表所有银行数量.

表 1 流动性供给银行的分布情况

Table 1 Distribution of liquidity supply banks

	大型银行	中型银行	小型银行
2012 年	13/20	3/18	57/84
2013 年	9/20	6/18	63/84
2014 年	6/20	5/18	63/84
平均	8/20	4/18	65/84

从表 1 中可以看出, 2012 年大型银行中流动性供给银行多于流动性需求银行, 2014 年大型银行中流动性供给银行少于流动性需求银行. 而中型银行多是流动性需求, 小型银行多是流动性供给.

研究表明, 银行间贷款与银行间借款(作为网络的节点强度)服从幂律分布^[11, 12]. 令 s 表示节点强度(银行间贷款或银行间借款), γ 表示幂律分布的估计参数. 本文根据银行间贷款和银行间借款的估计参数 γ_{IL} 、 γ_{IB} 反映银行间网络的流动性差异. 不难看出, $\gamma_{IL} = \gamma_{IB}$ 表明所有银行的流动性地位没有差异; $\gamma_{IL} > \gamma_{IB}$ 表明大型银行是流动性需求方, 小型银行是流动性供给方; $\gamma_{IL} < \gamma_{IB}$ 表明大型银行是流动性供给方, 小型银行是流动性需求方.

本文采用幂律分布的极大似然估计方法^[28], 对中国银行间债务数据进行检验, 检验结果见表 2. 其中 p 值接近 1 表示符合幂律分布特征, 接近 0 表示不符合幂律分布特征. p 值的阈值为 0.1.

表 2 银行间贷款、银行间借款的分布检验结果

Table 2 The distribution test results of interbank loan and interbank borrowing

		γ 估计值	γ 标准差	p 值
2012 年	IL	1.511	0.078	0.187
	IB	1.551	0.129	0.142
2013 年	IL	1.569	0.083	0.108
	IB	1.541	0.142	0.152
2014 年	IL	1.621	0.099	0.120
	IB	1.471	0.384	0.026

从表 2 中可以看出, 中国银行业的银行间贷款、银行间借款服从幂律分布, 只有 2014 年的银行间借款不显著. 2012 年, $\gamma_{IL} < \gamma_{IB}$ 表明大型银行是流动性供给方, 2013 年, $\gamma_{IL} > \gamma_{IB}$ 表明大型

银行是流动性需求方. 而 2014 年, 大型银行的流动性需求最为明显.

中国银行间市场上存在流动性差异. 大型银行在银行间市场上的流动性地位, 正在发生改变. 2012 年 ~ 2014 年, 大型银行从流动性供给方转变成需求方. 下文将研究这种流动性差异对风险传染的影响.

3 流动性差异与风险传染

3.1 参数设定

为了保证研究的准确性、可靠性, 本文利用银行业的实际数据对相关参数进行校准. 利用银行间债务的平均数量^[12, 13]、标度参数^[13], 并根据银行间网络的无标度特征^[19]构建银行间网络. 利用银行间网络中节点度和节点强度关系^[12], 根据 2014 年中国 122 家银行的数据校准银行资产负债表数据.

1) 网络参数

本文构建了两种银行间网络来体现流动性差异. 第一种网络, 大型银行是流动性需求方; 第二种网络, 大型银行是流动性供给方.

第一种网络的出度和入度的标度参数分别为 2.5 和 2; 第二种网络的出度和入度的标度参数分别为 2 和 2.5. 首先, 2 和 2.5 的取值与银行业实际数据的估计结果^[15]基本一致. 其次, 节点强度(银行间贷款和银行间借款)与节点度(出度和入度)存在单调递增的关系^[12]. 所以, 这两种网络的差别是出度、入度强度的标度参数的差别. 如上文分析, 它体现了流动性差异.

两种网络的节点数量设为 100 (100 家银行), 节点平均度设为 15 (平均每家银行与 15 家银行有债务联系^[12, 13]). 网络的邻接矩阵式(5)由无标度网络构建方法^[19]获得.

2) 资产负债表

首先, 根据节点出度和入度, 校准网络节点的出度和入度强度(银行间贷款和银行间借款). 现实银行间网络中, 节点度和节点强度满足下面关系^[12]

$$s = \alpha_1 k^{\beta_1} \quad k \in [1, +\infty) \quad (7)$$

其中 s 表示节点强度, k 表示节点度, α_1 、 β_1 为参

数. 本文根据银行间网络的估计结果^[12], 取 $\alpha_1 = 100$ 、 $\beta_1 = 1.9$. 根据式(7)确定每家银行的银行间贷款和银行间借款.

其次, 根据银行间贷款、银行间借款, 确定银行的总资产, 以及其他资产负债表数据. 我们利用 2014 年中国 122 家银行的数据, 发现总资产和银行间贷款、银行间借款存在下面关系

$$\ln(TA) = \alpha_2 + \beta_2 \ln(IL + IB) \quad (8)$$

其中 α_2 和 β_2 的估计值分别为 2.07 和 0.93, 并且两个参数的 p 值均为 0, 方程的拟合度 $R^2 = 0.91$. 进而根据式(8)确定每家银行的总资产. 2014 年, 中国商业银行的净资产比总资产平均为 7.7%. 以此, 根据银行资产负债表的恒等式, 确定每家银行的外部资产 EA 和存款 D .

最后, 将银行间网络的邻接矩阵式(5)作为先验矩阵, 根据银行间贷款、银行间借款数据, 采用交叉熵方法^[29]估计银行间债务矩阵式(6).

3) 冲击

对于银行系统外部冲击, 本文采用同类文献常用方法^[16, 19], 令损失比例 $\delta_i = \sigma \times |\varepsilon|$, $\varepsilon \sim N(0, 1)$. 冲击强度 σ 从 0 到 0.4. 每种冲击强度下分别模拟 1 000 次, 保证结果的稳健性.

本文对比了两种冲击范围: 全局冲击、局部冲击. 全局冲击是对整个系统中所有银行的外部资产进行冲击. 全局冲击模拟的是整个金融市场面临困境的情景, 比如美国次贷危机、欧洲债务危机. 局部冲击是对银行系统中部分银行的外部资产进行冲击. 局部冲击模拟的是部分金融机构面临困境的情景, 比如雷曼倒闭、911 事件.

3.2 全局冲击

图 1 展示了当整个银行系统面临困境时, 银行违约情况. 其中图 1(a) 展示了全部违约银行数量(包括基础违约和传染违约), 图 1(b) 展示了传染违约银行数量. 违约数量是 1 000 次模拟的平均值. 基础违约和传染违约分别通过式(2)和式(3)确定. 图中, 圆形实线表示第一种网络(大型银行是流动性需求方)的冲击结果, 星形虚线表示第二种网络(大型银行是流动性供给方)的冲击结果. 横坐标表示冲击强度, 纵坐标表示违约数量.

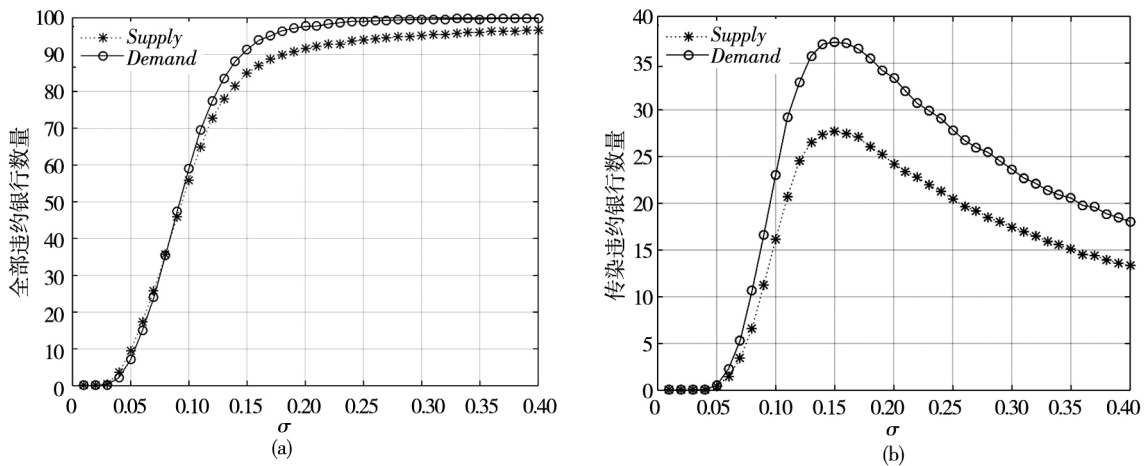


图 1 全局冲击下银行违约数量

Fig. 1 The number of bank default under global shock

由图 1 发现,随着冲击程度的增加,大型银行是流动性需求方的网络,违约银行数量明显高于大型银行是流动性供给方的网络.对比图 1(a)和图 1(b),不难发现两种网络总违约银行数量的差异主要来自于传染违约.

当整个银行系统面临风险时,破坏力主要来自银行间的风险传染,比如美国次贷危机期间^[26].当风险增加时,所有银行都会谨慎关注交易对手的风险^[24, 26].

同时本文发现,流动性差异是决定风险传染破坏力的重要因素.如果大型银行是流动性需求方,那么传染风险将会被加剧.一方面,单纯流动性供给的银行自身破产是不会引发风险传染的;而流动性需求的银行自身破产更容易引发风险传染.另一

方面,大银行由于资金量大,也更容易引发传染.

从整个银行系统来看,当大型银行处于流动性需求方的时候,潜在的传染违约更多、系统性风险更大.在本文研究的样本中,2014 年的银行系统潜在的传染风险更大.因为,在 2014 年大型银行的流动性需求最明显.

3.3 局部冲击

在局部冲击模拟中,本文只对系统中最大的 10 家银行施加冲击.在现实中,不乏大型银行倒闭的案例,比如:1995 年的巴林银行、2008 年的雷曼.10 家银行面临困境的模拟结果见图 2.其中图 2(a)展示了全部违约银行数量(包括基础违约和传染违约),图 2(b)展示了传染违约银行数量.坐标轴与曲线含义与图 1 相同.

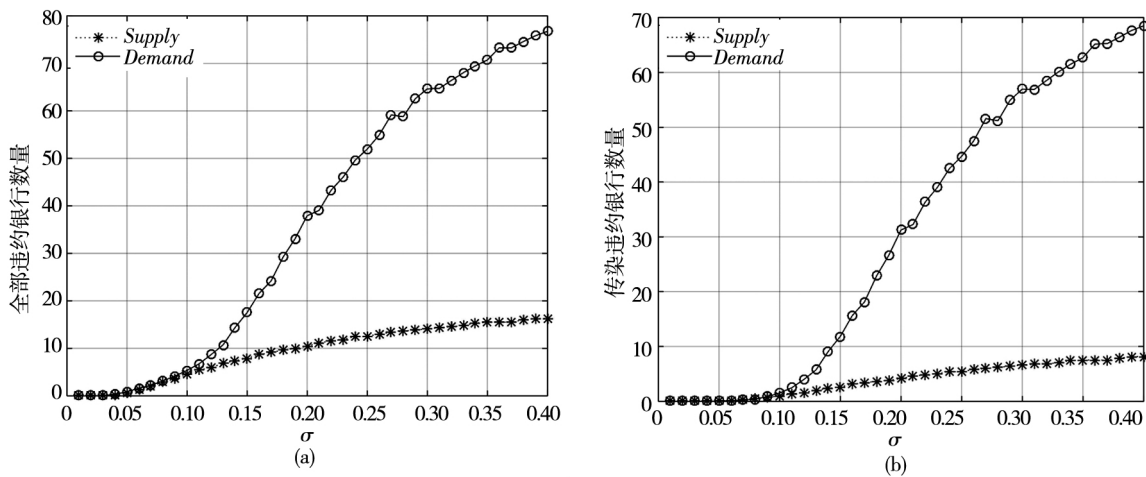


图 2 局部冲击下银行违约数量

Fig. 2 The number of bank default under local shock

由图2看出,在大型银行为流动性需求方的网络中,违约银行数量远远高于大型银行为流动性供给方的网络.结合图1和图2,本文发现无论是全局冲击还是局部冲击,当大型银行为流动性需求方时,传染违约银行数量更多.同时,相对于全局冲击,局部冲击时这种流动性地位差异对风险传染和系统性风险的影响更加明显.

事实证明,金融危机往往始于大型金融机构面临困境,比如美国次贷危机中的贝尔斯登、雷曼等.在传统的“太大而不能倒”和“联系太多而不能倒”的危机监管理念中,规模大、联系多的银行受到政府的隐形担保.这也加剧了道德风险问题.美国政府虽然救助了美林和贝尔斯登,但是考虑到道德风险问题,放弃了救助雷曼.尽管,之后美联储成立700亿美元的平准基金,用来阻止风险的蔓延,但还是引起的金融系统的连锁反应.期间,苏格兰皇家银行就向雷曼索取15亿美元至18亿美元的债务.据国际货币基金组织估计,为应对这次金融危机,各国政府仅仅为支撑金融部门就花费了约4250亿美元.在救助和不救助之间,监管机构似乎面临两难境地.

本文的研究为监管和政策干预提供了一个更加精准的决策标准.尽管“规模大”和“联系多”对于系统性重要银行是两个重要的衡量标准,但是这还不够.本文发现,作为流动性需求方的大型银行若破产,会引发大规模违约传染;而作为流动性供给方的大型银行破产,引发的违约传染效应有限.所以在“规模大”和“联系多”的基础上,流动性地位必须被重点考虑.这能够提高金融风险预测和监控的精准性.本文的研究思路和方法也为金融监管机构,对金融机构破产清算的破坏力评估、对危机期间的救助评估,提供了一种更加精准的方法.

参考文献:

- [1] Martínez-Jaramillo S, Pérez-Pérez O, Avila-Embriz F, et al. Systemic risk, financial contagion and financial fragility[J]. *Journal of Economic Dynamics & Control*, 2010, 34(11): 2358–2374.

4 结束语

从系统性风险角度,“太大而不能倒”和“联系太多而不能倒”一直是两个备受关注的问题.然而,金融机构的流动性差异对金融风险传染同样具有重要影响.

本文从银行间网络角度,提出了一种商业银行流动性差异的检验方法.实证研究中,对2012年~2014年中国银行间债务的网络结构进行了检验.分别对银行间贷款(网络的出度强度)和银行间借款(网络的入度强度)进行幂律分布检验,并通过对比两者的分布差异区分大银行和小银行的流动性差异.研究表明,2012年银行间债务网络中,小银行主要是流动性需求方;2014年银行间债务网络中,大型银行是流动性需求方.许多国家的银行间网络都有这种流动性差异^[8 24–26].

进一步,本文研究了这种流动性差异对风险传染的影响.以真实银行间网络数据为基础,构造大型银行在银行间市场上流动性地位相反的两种网络,并运用模拟对比实验,揭示流动性差异对风险传染与系统性风险的影响规律.实验结果表明:在银行间网络中,处于流动性需求地位的大型银行违约更容易引发传染.除了银行的规模和联系以外,流动性地位也是一个重要的衡量系统性重要银行的标准.从银行系统角度来看,如果发生风险,2014年的银行系统潜在的传染风险比2012年和2013年更大.因为实证结果表明2014年大型银行的流动性需求最明显.

本文提出了银行流动性差异下风险传染的模拟方法.研究在考虑规模和联系的基础上,重点分析了银行流动性差异的系统性影响.这为监管机构提供了一种系统性风险压力测试和情景分析的精准方法.此外,无论是在系统性重要金融机构评价,还是破坏力评估、救助评估等方面,监管机构都应该重点关注金融机构的流动性需求状况.

- [2]Silva T C ,Silva M A D ,Tabak B M. Systemic risk in financial systems: A feedback approach[J]. *Journal of Economic Behavior & Organization* ,2017 ,144(C) : 97 – 120.
- [3]Gai P ,Kapadia S. Contagion in Financial Networks[R]. UK: Bank of England ,2010 ,No. 383.
- [4]Grilli R ,Tedeschi G ,Gallegati M. Markets connectivity and financial contagion[J]. *Journal of Economic Interaction and Coordination* ,2015 ,10(2) : 287 – 304.
- [5]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.
- [6]Upper C ,Worms A. Estimating bilateral exposures in the German interbank market: Is there a danger of contagion? [J]. *European Economic Review* ,2004 ,48 (4) : 827 – 849.
- [7]Zhou Y ,Li H. Asset diversification and systemic risk in the financial system[J]. *Journal of Economic Interaction & Coordination* ,2017 ,(1) : 1 – 26.
- [8]Craig B ,von Peter G. Interbank tiering and money center banks[J]. *Journal of Financial Intermediation* ,2014 ,23(3) : 322 – 347.
- [9]Lublóy A. Domino effect in the Hungarian interbank market[J]. *Hungarian Economic Review* ,2005 ,52(4) : 377 – 401.
- [10]Barabási A L ,Albert R. Emergence of scaling in random networks[J]. *Science* ,1999 ,286(5439) : 509 – 512.
- [11]Boss M ,Elsinger H ,Summer M ,et al. Network topology of the interbank market[J]. *Quantitative Finance* ,2004 ,4(6) : 677 – 684.
- [12]Soramäki K ,Bech M ,Arnold J ,et al. The topology of interbank payment flows[J]. *Physica A* ,2007 ,379(1) : 317 – 333.
- [13]Becher C ,Millard S ,Soramäki K. The Network Topology of CHAPS Sterling[R]. UK: Bank of England ,2008 ,No. 355.
- [14]Edson B ,Cont R. The Brazilian Interbank Network Structure and Systemic Risk[R]. Brazil: Central Bank of Brazil ,2010 ,No. 219.
- [15]隋 聪 ,王宗尧. 银行间网络的无标度特征[J]. *管理科学学报* ,2015 ,18(12) : 18 – 26.
Sui Cong ,Wang Zongyao. Interbank network scale-free characteristics [J]. *Journal of Management Sciences in China* ,2015 ,18(12) : 18 – 26. (in Chinese)
- [16]Iori G ,Mantegna R N ,Marotta L ,et al. Networked relationships in the e-MID interbank market: A trading model with memory[J]. *Journal of Economic Dynamics & Control* ,2015 ,50: 98 – 116.
- [17]Krause A ,Giansante S. Interbank lending and the spread of bank failures: A network model of systemic risk[J]. *Journal of Economic Behavior & Organization* ,2012 ,83(3) : 583 – 608.
- [18]Tetryatnikova M. Systemic risk in banking networks: Advantages of “tiered” banking systems[J]. *Journal of Economic Dynamics & Control* ,2014 ,47: 186 – 210.
- [19]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.
Sui Cong ,Chi Guotai ,Wang Zongyao. Network structure and systemic risk by banks[J]. *Journal of Management Sciences in China* ,2014 ,17(4) : 57 – 70. (in Chinese)
- [20]Veld D ,van Lelyveld I. Finding the core: Network structure in interbank markets[J]. *Journal of Banking & Finance* ,2014 ,49(C) : 27 – 40.
- [21]杨海军 ,胡敏文. 基于核心——边缘网络的中国银行风险传染[J]. *管理科学学报* ,2017 ,20(10) : 44 – 56.
Yang Haijun ,Hu Minwen. Risk contagion of Chinese interbank markets based on core-periphery network[J]. *Journal of Management Sciences in China* ,2017 ,20(10) : 44 – 56. (in Chinese)
- [22]Lenzu S ,Tedeschi G. Systemic risk on different interbank network topologies[J]. *Physica A* ,2012 ,391(18) : 4331 – 4341.
- [23]Degryse H ,Nguyen G. Interbank exposures: An empirical examination of systemic risk in the Belgian banking system[J]. *International Journal of Central Banking* ,2007 ,3(2) : 123 – 171.
- [24]Bech M L ,Atalay E. The topology of the federal funds market[J]. *Physica A* ,2010 ,389(22) : 5223 – 5246.
- [25]Cocco J F ,Gomes F J ,Martins N C. Lending relationships in the interbank market[J]. *Journal of Financial Intermedia-*

- tion ,2009 ,18(1) : 24 – 48.
- [26]Raddant M. Structure in the Italian overnight loan market [J]. Journal of International Money and Finance ,2014 ,41(2) : 197 – 213.
- [27]Eisenberg L , Noe T H. Systemic risk in financial systems [J]. Management Science ,2001 ,47(2) : 236 – 249.
- [28]Clauset A , Shalizi C R , Newman M E J. Power-law distributions in empirical data [J]. SIAM Review ,2009 ,51(4) : 661 – 703.
- [29]Elsinger H , Lehar A , Summer M. Risk assessment for banking systems [J]. Management Science ,2006 ,52(9) : 1301 – 1314.

The impacts of interbank debt network liquidity differences on risk contagion

*SUI Cong*¹ , *WANG Xian-feng*² , *WANG Zong-yao*¹

1. School of Maritime Economics and Management , Dalian Maritime University , Collaborative Innovation Center for Transport Studies , Dalian 116026 , China;
2. School of Finance , Dongbei University of Finance and Economics , Dalian 116025 , China

Abstract: Liquidity differences between banks can be more significant than both “large scales” and “multiple connections” in measuring systemic risk. Firstly , an approach for testing liquidity differences between commercial banks is proposed from the perspective of interbank networks. The power law distributions of lending (outflow intensity of network) and borrowing (inflow intensity of network) between banks are used for measuring interbank liquidity differences. Empirical results indicate that there were huge liquidity differences among large commercial banks in China between 2012 and 2014. In particular , demands for liquidity of large banks appeared to be most significant in 2014. Secondly , two networks , where the large banks are liquidity-demand and liquidity-supply types respectively , are constructed to examine the influence of liquidity differences on risk contagion. Experiment results indicate that , large banks demanding for liquidity can be much more destructive than banks with similar scales and connections in view of risk contagion. This demonstrates that the liquidity position should be the main criterion for detecting systemic risk by regulators. This paper provides an accurate pressure testing and scenario analysis framework for systemic risk.

Key words: interbank debt; liquidity; network; risk contagion; systemic risk