

网络结构与银行系统性风险^①

隋聪^{1,2}, 迟国泰³, 王宗尧⁴

(1. 东北财经大学金融学院, 大连 116025; 2. 东北财经大学实验经济学实验室, 大连 116025;
3. 大连理工大学管理与经济学部, 大连 116024; 4. 东北财经大学萨里国际学院, 大连 116025)

摘要: 建立了完整的度量银行间违约传染及银行系统性风险的研究框架. 在这个框架下, 研究了不同银行间网络结构下银行系统性风险. 在模型建立过程中, 分析了现有研究广泛采用的违约算法中存在的问题并对其进行修正. 为了模拟不同的银行间网络, 还提出了一种构造无标度网络的方法. 通过仿真模拟, 研究发现集中度越高的网络由于传染而倒闭的银行数量越多. 但是, 当基础违约的银行数量不多时, 网络集中度越高, 由于传染而倒闭的银行的总资产越少. 此外, 在集中度高的网络中大银行倒闭引发违约传染的可能性和影响力都会大于集中度低的网络. 而小银行引发传染的可能性远低于大银行, 但是小银行倒闭达到一定规模时, 可以引发大银行传染倒闭.

关键词: 银行系统性风险; 网络结构; 无标度网络; 违约算法; 违约传染

中图分类号: F830 文献标识码: A 文章编号: 1007-9807(2014)04-0057-14

0 引言

系统性风险(systemic risk)是指一个金融机构违约, 导致其他金融机构违约引发连锁效应, 最终形成广泛的金融困境的风险. 系统性风险包括两个关键部分: 首先是初始冲击, 导致一个或者多个金融机构违约; 其次是传染, 将初始的违约传染给其他金融机构, 从而使风险放大.

2007年, 由于美国的利率上升和房地产市场持续降温, 许多次级抵押贷款无法按期偿还, 致使美国许多金融机构面临违约. 当金融机构尤其是影响力较大的金融机构面临破产倒闭时, 监管部门需要在救助和不救助之间做出选择. 如果选择救助可能会增加金融机构的道德风险. 在危机中, 美国政府选择了不救助雷曼兄弟. 然而, 雷曼兄弟的倒闭刺激了全球的金融系统, 引发了系统性风

险. 可见, 如果不救助可能导致风险的传染和危机的蔓延. 在这次危机中, 美国政府救助了贝尔斯登, 德国政府资助了德国商业银行, 英国政府援助了北岩银行. 到目前为止, 仍无法确定, 金融机构破产前政府进行救助与金融机构倒闭后再进行干预, 哪个成本更低. 在中国, 张宝林和潘焕学^[1]研究发现房地产泡沫膨胀能够引起系统性风险. 而且在过去10年, 中国的房地产泡沫急剧膨胀, 系统性风险的压力越来越大. 如果能够判断危机发生后违约传染危害以及系统性风险的大小, 将有助于政府决策. 如果能够有效地预测系统性风险的爆发, 将可以降低救助的成本. 为此, 各国监管部门正在积极努力地寻找能够预测、控制和管理违约传染和系统性风险的有效工具(Lenzua和Tedeschib^[2]).

一方面, 银行间的债务联系构成了复杂的资

① 收稿日期: 2013-06-07; 修订日期: 2013-08-21.

基金项目: 国家社会科学基金重点资助项目(12AZD044); 国家自然科学基金资助项目(71171031); 国家自然科学基金青年科学基金资助项目(61304180); 教育部人文社会科学研究青年基金资助项目(11YJC790157).

作者简介: 隋聪(1978—), 男, 辽宁沈阳人, 博士, 讲师. Email: suicong2004@163.com

金网络,它是违约传染的主要渠道之一.因此,采用网络模型方法能够直接反映银行间的债务网络特征(陈国进和马长峰^[3]).另一方面,现实中多数处于困境的金融机构在倒闭前就获得了救助,所以金融机构倒闭引发连锁反应的证据太少.由于缺乏可靠的微观数据,Upper^[4]认为实证研究的方法还不能够充分反映系统性风险的本质.而以模拟仿真为主的计算实验金融则是解决复杂金融系统问题的重要研究手段(张维等^[5]).

Allen和Gale^[6]与Freixas等^[7]最早提出银行间的违约传染与网络结构有关. Allen和Gale^[6]研究认为任意两个银行间都有债务联系的完全结构比只与部分银行有债务联系的不完全结构要稳定. Freixas等^[7]将完全结构和环形结构(网络中任意节点都只和其他两个节点相连,并形成一环.也就是,节点1和节点2相连,节点2和节点3相连,……,节点 n 和节点1相连.)两种网络结构进行对比.研究认为违约传染取决于模型设定的参数. Thurner等^[8]则对比了几种规则网络结构下的银行间违约传染. Elsinger等^[9]则认为简单区分完全结构与不完全结构,不能准确揭示网络结构与银行系统性风险的关系.

随着研究的深入,发现了真实世界中银行间网络的一些普遍特征,例如,小世界特征和无标度特征.在Martinez-Jaramillo等^[10]展示的墨西哥银行间资金网络中,可以发现随着时间的改变,银行间的债务联系大部分是稳定的,而少数的、局部的联系会发生变化.银行间网络的这种特征体现了小世界网络的半随机性,说明它是介于随机网络与规则网络之间的^②. Soramäki等^[11]在研究美联储电子转移支付系统(fedwire)中银行间债务联系时,发现美国的银行间网络具有小世界网络特征.在对英国大额支付系统(CHAPS)的研究中,Becher等^[12]发现虽然英国的银行数量远少于美国,但银行间资金网络的路径长度与美国接近.英国的银行间网络也属于小世界网络.此外,Anand等^[13]根据

小世界网络规则模拟了英国国内银行和国外银行构成的银行间网络.

无标度网络的特征是少数节点度很大(这些节点与多数节点相连),而大部分节点度很小(这些节点只与少数节点相连).从数字特征来看,无标度网络中节点度服从幂律分布. Barabasi和Albert^[14]发现许多现实世界中的网络都是无标度网络,而且这些无标度网络的标度参数(scaling parameter)通常在2-3之间. Boss等^[15]利用奥地利中央银行登记的银行间债务数据,研究发现奥地利的银行间债务规模服从幂律分布,其中标度参数为1.87. Soramäki等^[11]发现美国的银行间债务网络中的节点出度和入度的标度参数分别为2.11和2.15. Edson和Cont^[16]发现巴西银行间债务网络的节点度也服从幂律分布,平均来看节点出度和入度的标度参数分别为2.84和2.46.

总体来看,银行间网络与其他现实中的网络一样也是无标度网络,大部分网络的标度参数保持在2-3之间.在无标度网络中,占有大部分连线的节点被称为Hubs节点.标度参数越小,则网络中的Hubs节点越少,但Hubs节点的连线会更多.在对应的银行间网络中,这些Hubs节点就是银行系统内的货币中心(money center).所以,银行间网络的标度参数越小,代表银行间网络集中度越高. Krause和Giansante^[17]模拟了不同标度参数的银行间网络,进行了对比研究.他们的研究认为银行间网络标度参数越小、集中度越高,发生违约传染的可能性越小.此外, Degryse和Nguyen^[18]研究认为银行系统从完全结构向多重货币中心结构的转变提高了银行系统的集中度,与此同时降低了传染的风险和影响.

如前所述,大量证据表明银行间网络具有无标度网络特征,在规则网络下研究违约传染不能反映真实的银行间网络情况.因此,与Allen和Gale^[6]、Thurner等^[8]的研究不同,本文只关注在不同标度参数下的无标度网络中违约传染情况.为此,本文建立了完整的度量银行间违约传染及

^② 规则网络中,节点间连线具有固定规则,任意节点的邻居数目都相同,网络具有平移对称性.随机网络中,节点连线没有固定规则完全是随机的.小世界网络介于规则网络和随机网络之间,小世界网络的特征:一是节点之间连线具有半随机性;二是任意两个节点之间的路径长度都很短,多数情况下不会超过6.

银行系统性风险的研究框架. 在模型建立过程中, 分析了现有研究广泛采用的违约算法(Eisenberg 和 Noe^[19]; Elsinger 等^[9]; Elsinger 等^[20]) 中存在的问题并对其进行修正. 还提出了构造无标度网络的方法, 该方法可以用于模拟研究银行间网络以及具有无标度特征的现实网络问题.

1 银行间的违约传染

1.1 违约的模型描述

1.1.1 资产负债表

假设整个体系内有 N 家银行. 每家银行的资产负债表是相似的, 其中资产包括银行间贷款(interbank loans, IL) 和外部资产(external assets, EA) 两部分, 负债包括银行间借款(interbank borrowing, IB) 和存款(deposits, D) 两部分. 银行的资产减去负债就等于所有者权益(equity, E). 尽管简易资产负债表不如真实银行资产负债表中分类那样细致, 但是涉及的项目都与本文的分析直接相关. 忽略一些更细致的项目可以使分析变得更方便和直观, 而且不会影响分析结果.

1.1.2 银行破产及传染机制

对单个银行而言, 当所有者权益 $E < 0$ 时, 银行破产, 就会发生违约. 因为银行的所有者权益等于资产减负债, 所以有

$$\begin{aligned} E &= (IL + EA) - (IB + D) \\ &= IL + (EA - D) - IB \end{aligned} \quad (1)$$

银行的资产遭受损失, 是银行破产的根源. 显然, 银行潜在的资产损失来源于外部资产(EA) 和银行间贷款(IL) 两方面. 两者之一遭受损失都有可能导导致银行破产. 由于银行体系通过银行间的债务联系形成了网络, 因此提供了违约传染的渠道.

如果一个银行的外部资产(EA) 损失超过其所有者权益(E), 这家银行破产同时会被迫清算. 在清算过程中, 银行会收回所有的银行间贷款(IL) 和外部资产(EA), 当然外部资产已经遭受损失. 然后, 把收回的资金偿还给债权人, 这里假设先偿还客户存款, 剩余的资金用来支付银行间

借款(IB). 由于银行间借款(IB) 无法得到全额偿还, 所以所有的银行间借款都按未清偿数量的相同比例偿还. 也就是说, 这里假设所有的银行间借款的地位相同.

因此, 接受该破产银行偿还银行间借款的银行也遭受了损失. 这个损失来自于银行间贷款(IL) 方面, 就是银行间贷款(IL) 和实际收到的资金之间的差额. 如果这个损失超过这些银行的所有者权益, 那么他们也会破产, 这就形成了银行间的违约传染. 如果被传染的银行被要求清算, 则可能继续传染新的银行, 引发多米诺效应.

图1说明了这种传染机制. 假设银行 A 遭受外部冲击导致其外部资产损失, 而且损失大于其所有者权益. 银行 A 被迫清算, 其银行间借款无法全部偿还. 因此, 导致了银行 B 的银行间贷款遭受损失. 如果这个损失大于银行 B 的所有者权益, 则银行 B 也破产, 也会被迫清算, 还可能引起新一轮传染. 图1只是给出了两家银行的情况, 而实际中可能是几家银行被迫清算导致的累积损失引发违约传染. 当然一家银行被迫清算影响到的其他银行也不止一家.

图1中银行 A 是由于外部资产(EA) 损失导致的银行破产和违约, 称其为基础违约(*fundamental default*). 满足下面条件

$$E = IL + (EA - D) - IB < 0 \quad (2)$$

银行 B 是由于银行间贷款(IL) 损失导致的银行破产和违约, 称其为传染违约(*contagious default*). 满足下面条件

$$\begin{aligned} E &= IL + (EA - D) - IB \geq 0, \\ E &= IL^* + (EA - D) - IB < 0 \end{aligned} \quad (3)$$

其中 $IL^* < IL$ 表示由于其他银行破产导致该银行能够收回的银行间贷款比实际的银行间贷款少.

被传染而违约的银行, 在其银行间贷款 IL 能够全部收回的条件下, 其所有者权益大于0, 因此不会破产. 然而, 如果其他银行倒闭致使其无法收回全部的银行间贷款, 只能收回 IL^* , 此时其所有者权益小于0, 因此导致破产.

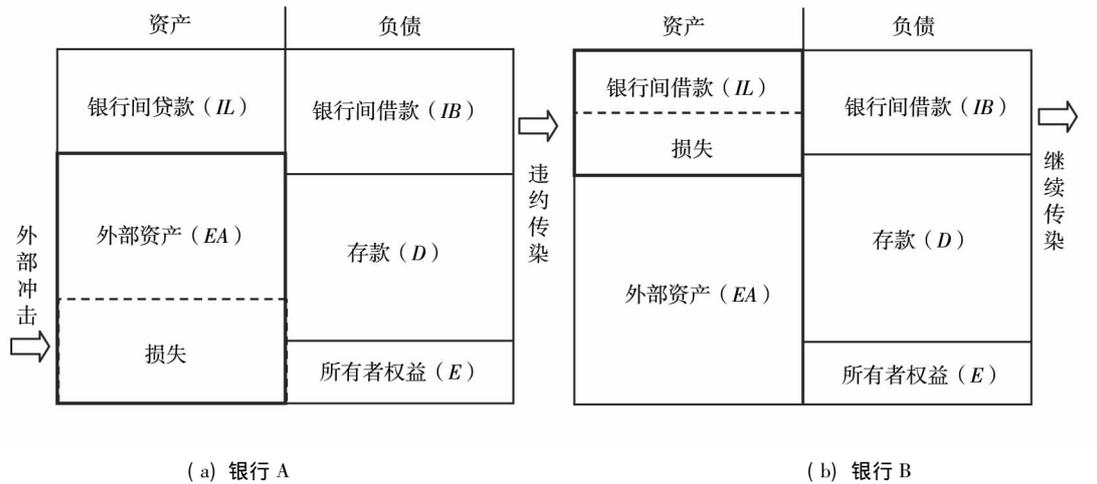


图1 银行间违约传染机制

Fig. 1 Illustration of the contagion mechanism

1.2 违约算法

式(2)和(3)已经给出了银行的破产条件. 接下来的关键问题是在有银行破产的情况下, 计算银行能够收回的银行间贷款 IL^* . 确定了 IL^* 后就可以计算哪些银行被传染了. 下面先要给出银行间债务矩阵的概念.

1) 债务矩阵

银行间的债务联系将银行系统构成了一个网络. 在这个网络中, 节点就代表了每家银行, 节点间的连线则代表了银行间的债务. 令 l_{ij} 表示银行 i 借给银行 j 的债务, 那么银行间网络就可以用下面的债务矩阵 L 来表示.

$$L = \begin{bmatrix} 0 & l_{12} & \cdots & l_{1N} \\ l_{21} & 0 & \cdots & l_{2N} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ l_{N1} & l_{N2} & \cdots & 0 \end{bmatrix} \begin{matrix} IL_1 \\ IL_2 \\ \vdots \\ IL_N \end{matrix} \quad (4)$$

其中 $IL_i = \sum_{j=1}^N l_{ij}$ 表示银行 i 全部的银行间贷款;

$IB_i = \sum_{j=1}^N l_{ji}$ 表示银行 i 全部的银行间借款.

通过对银行间债务矩阵 L 进行正交化处理, 可以构造一个偿还比例矩阵 $\Pi \in [0, 1]^{N \times N}$

$$\pi_{ij} = \begin{cases} \frac{l_{ij}}{IB_i} & IB_i > 0 \\ 0 & IB_i = 0 \end{cases} \quad (5)$$

2) 支付向量

银行能够收回的银行间贷款 IL^* 取决于其他银行能够偿还多少银行间借款 IB^* , 即

$$IL_i^* = \sum_{j=1}^N \pi_{ji} IB_j^* \quad (6)$$

因此计算能够收回的银行间贷款 IL^* 就转换成, 计算能够偿还多少银行间借款 IB^* . Eisenbergh 和 Noe^[19] 将 $IB^* = [IB_1^*, IB_2^*, \dots, IB_N^*]$ 称为清算支付向量, 并且证明了在银行体系中该支付向量存在且唯一. 银行系统的清算支付向量 IB_i^* 表示为

$$IB_i^* = \min[IB_i, \max(\sum_{j=1}^N \pi_{ji} IB_j^* + E_i^*, \rho)] \quad (7)$$

其中 IB_i^* 表示银行 i 能够偿还的银行间借款的清算支付向量; IB_i 表示银行 i 实际的银行间借款;

$\sum_{j=1}^N \pi_{ji} IB_j^*$ 表示其他银行在清算后支付给银行 i 的资金, 即银行 i 能够收回的银行间贷款 IL^* ; E_i^* 表示银行 i 的银行间债务缓冲资本, $\sum_{j=1}^N \pi_{ji} IB_j^* + E_i^*$ 表示银行 i 可以用于支付的资金. 显然, 银行 i 可以用于支付的资金包括两部分 $\sum_{j=1}^N \pi_{ji} IB_j^*$ 和 E_i^* .

式(7)的经济学含义: 银行 i 对其他银行的支付取决于两个因素, 银行 i 的银行间借款 IB_i , 银行 i 可以用于支付的资金 $\sum_{j=1}^N \pi_{ji} IB_j^* + E_i^*$. 如果

式(7)的经济学含义: 银行 i 对其他银行的支付取决于两个因素, 银行 i 的银行间借款 IB_i , 银行 i 可以用于支付的资金 $\sum_{j=1}^N \pi_{ji} IB_j^* + E_i^*$. 如果

$\sum_{j=1}^N \pi_{ji} IB_j^* + E_i^* > IB_i$ 说明银行有足够的支付能力, 银行 i 不会破产. 银行 i 可以全部清偿对其他银行的债务, 即 $IB_i^* = IB_i$. 如果 $\sum_{j=1}^N \pi_{ji} IB_j^* + E_i^* < IB_i$ 说明银行的资金不足以支付对其银行间借款, 银行 i 破产. 此时银行 i 可以支付的资金就是 $\sum_{j=1}^N \pi_{ji} IB_j^* + E_i^*$ 和 0 的最大值. 另外 $1 - IB_i^* / IB_i$ 可以表示银行 i 的违约损失率.

因此, 式 (2) 和 (3) 的破产条件可以改写为下面形式. 在其他银行全部偿还对银行 i 的债务的前提下, 银行 i 仍然资不抵债, 则此时银行 i 是由系统外部冲击导致的基础违约, 表示为

$$\sum_{j=1}^N \pi_{ji} IB_j + E_i^* - IB_i < 0 \quad (8)$$

在其他银行全部偿还对银行 i 的债务的前提下, 银行 i 可以偿还其所有债务. 但是, 如果其他银行无法全部偿还对银行 i 的债务的情况下, 银行 i 也出现了资不抵债. 则此时银行 i 是由系统内部传染导致的传染违约, 表示为

$$\sum_{j=1}^N \pi_{ji} IB_j + E_i^* - IB_i \geq 0, \quad (9)$$

$$\sum_{j=1}^N \pi_{ji} IB_j + E_i^* - IB_i < 0$$

3) 现有违约算法存在的问题及其修正

在文献 Eisenberg 和 Noe^[19], Elsinger 等^[9] 与 Elsinger 等^[20] 中 E_i^* 被认为是银行的所有者权益 E . 然而这种做法是错误的. 可以通过图 2 来说明这个问题. 如果 E_i^* 是银行的所有者权益 E , 那么式 (8) 和 (9) 的破产条件就变成了对 $IL + E - IB$ 的判定. 一般情况下, 对于一个正常经营的银行会满足 $IL + E - IB > 0$, 如图 2 中的 (a). 然而, 对于图 2 中的 (b) 而言, 这个银行的银行间贷款远远少于其银行间借款. 按照文献中的判断标准 $IL + E - IB < 0$, 该银行被判定为破产. 显然, 这是错误的. 该银行实际没有破产 $E > 0$.

因此, 根据前面对银行破产及传染机制的分析, 应该有 $E_i^* = (EA_i - D_i) \cdot (EA_i - D_i)$ 就是银行 i 可以用于缓冲银行间贷款损失的部分, 所以称其为银行间债务缓冲资本. 在违约算法中利用银行间债务缓冲资本而不是现有研究采用的所有者权益, 避免了在模拟中违约银行被错判的问题.

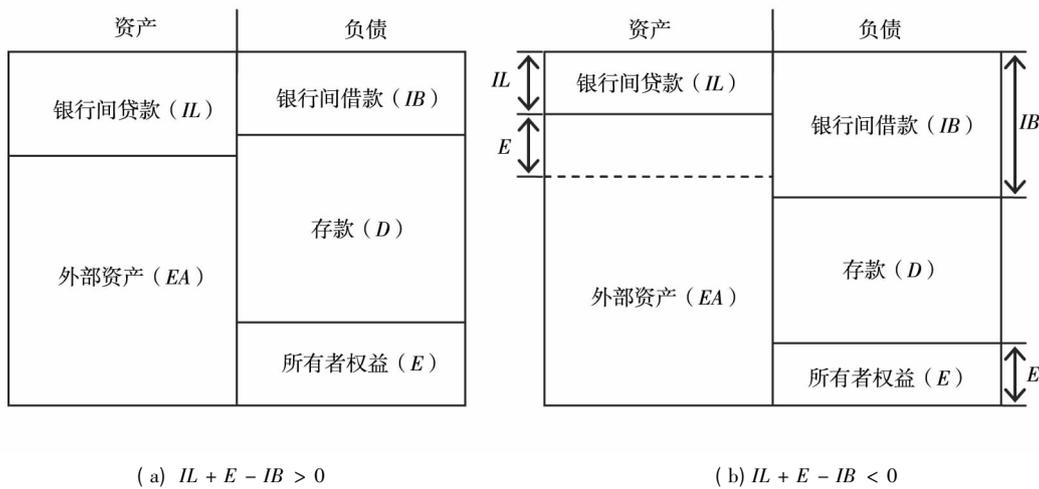


图 2 两种情况下银行简易资产负债表

Fig. 2 Stylized balance sheets under two different circumstances

2 无标度网络的构造

已经发现, 银行间网络既不是规则网络也不是随机网络, 而是无标度网络. 显然, 分析规则网

络和随机网络下违约传染, 对研究真实银行间网络的系统性风险问题意义不大. 而且, 还发现尽管不同的银行间网络都属于无标度网络, 但是它们之间仍有很大差别. 这种差别主要体现在标度参数, 一般情况下标度参数取值在 2 到 3 之间. 标度

参数越小,集中度越高;标度参数越大,集中度越低.因此,对于真实的银行间网络,关心下面两个问题.无标度网络中的标度参数与传染风险和系统性风险之间是否存在必然联系?如果存在,那么联系的规律是怎样的?

要想研究上面两个问题,首先需要根据不同的标度参数模拟相对应的无标度网络.根据 Goh 等^[21]的思路,提出了无标度网络的构造方法.

1) 假设银行体系(网络)中有 N 个银行(节点),网络中总连线数量为 M .

给 N 个节点赋权,令第 i 个节点的权数 $w(i)$ 为

$$w(i) = \sum_{l=1}^i l^{-\alpha} \quad (10)$$

将节点的权数标准化

$$\bar{w}(i) = \frac{w(i)}{\sum_{l=1}^N l^{-\alpha}} = \frac{\sum_{l=1}^i l^{-\alpha}}{\sum_{l=1}^N l^{-\alpha}} = \sum_{l=1}^i \frac{l^{-\alpha}}{\sum_{l=1}^N l^{-\alpha}} \quad (11)$$

其中 $\bar{w}(i)$ 是第 i 个节点的标准化权数; $\alpha \in [0, 1]$ 是控制参数(control parameter).显然 $\bar{w}(i) \in (0, 1]$.

2) 初始,假设 N 个节点之间没有任何连线.

选择节点.在区间 $[0, 1]$ 随机选择两个权数 $\bar{w}(i)_1$ 和 $\bar{w}(i)_2$,将其代入上式可求得对应的 i ,记为 i_1^* 和 i_2^* .注意 i_1^* 和 i_2^* 可能不是整数.令 $i_1 = [i_1^* + 1]$, $i_2 = [i_2^* + 1]$,其中 $[i_1^*]$ 表示取整数.令 i_1 和 i_2 表示两个节点.这样就选择到了两个节点.

添加连线.如果这两个节点之间没有连线,则添加一条连线;如果这两个节点之间有连线,则不需添加连线.

3) 重复2),直到所有 M 条连线全部添加到网络中.

上面构造的网络是个无标度网络,其节点的度数 k 服从幂律分布.证明过程见附录.这种方法可以根据不同的标度参数,构造对应的无标度网络.进而能够研究标度参数(反映网络结构的参数)对违约传染的影响.这使得银行系统性风险的模拟研究更加接近真实的银行体系.

3 数值模拟

鉴于上面所述模型的复杂性以及数据的不可获得性,不大可能利用真实数据进行分析.因此,通过模拟技术获得具有不同特点的银行系统的大量数据来进行分析.首先,模拟具有不同标度参数的银行间网络.其次,模拟每个银行资产负债表信息,并进行冲击的模拟.最后,分析冲击的效果.

3.1 银行间网络模拟

研究表明银行间网络是无标度网络(Boss 等^[15]、Soramäki 等^[11]、Edson 和 Cont^[16]).不同无标度网络的差别主要体现为标度参数不同.因此,本文主要考察的是在不同标度参数的无标度网络下,传染风险和系统性风险的差异.

假设网络的节点(银行)数为 100,平均度(连线)为 10.本文模拟 4 种无标度网络,标度参数分别为:(a) $1.9 < \gamma < 2.1$, (b) $2.3 < \gamma < 2.5$, (c) $2.7 < \gamma < 2.9$, (d) $3.1 < \gamma < 3.3$.见图 3.从图 3 可以看出,当标度参数较小时,网络中心的 Hubs 节点非常明显.这表明处于中心位置的银行与大部分其他银行之间有债务联系,也就是货币中心银行.而当标度参数较大时,货币中心银行的地位就不明显了.也就是,标度参数越小,银行间网络集中度越高,网络中少数银行占有了大部分的银行间业务;标度参数越大,银行间网络集中度越低,银行间业务相对分散.

网络直径是指网络中任意两点之间最短距离的最大值.也就是说,把网络中任意两点连接起来,最少的连线数量不会超过网络的直径.本文测算了上面 4 种网络的直径(diameter),分别为 $[4, 4, 5, 5]$.首先,所有网络的直径都很小(一般不会超过 6),说明这些无标度网络也是所谓的小世界网络.所以,研究银行系统性风险问题,对比无标度网络和小世界网络是没有意义的.其次发现,当标度参数越小,网络直径越小.这说明网络的集中度提高使得节点间的联系更加紧密,从一个节点到达另一个节点变得更快捷.

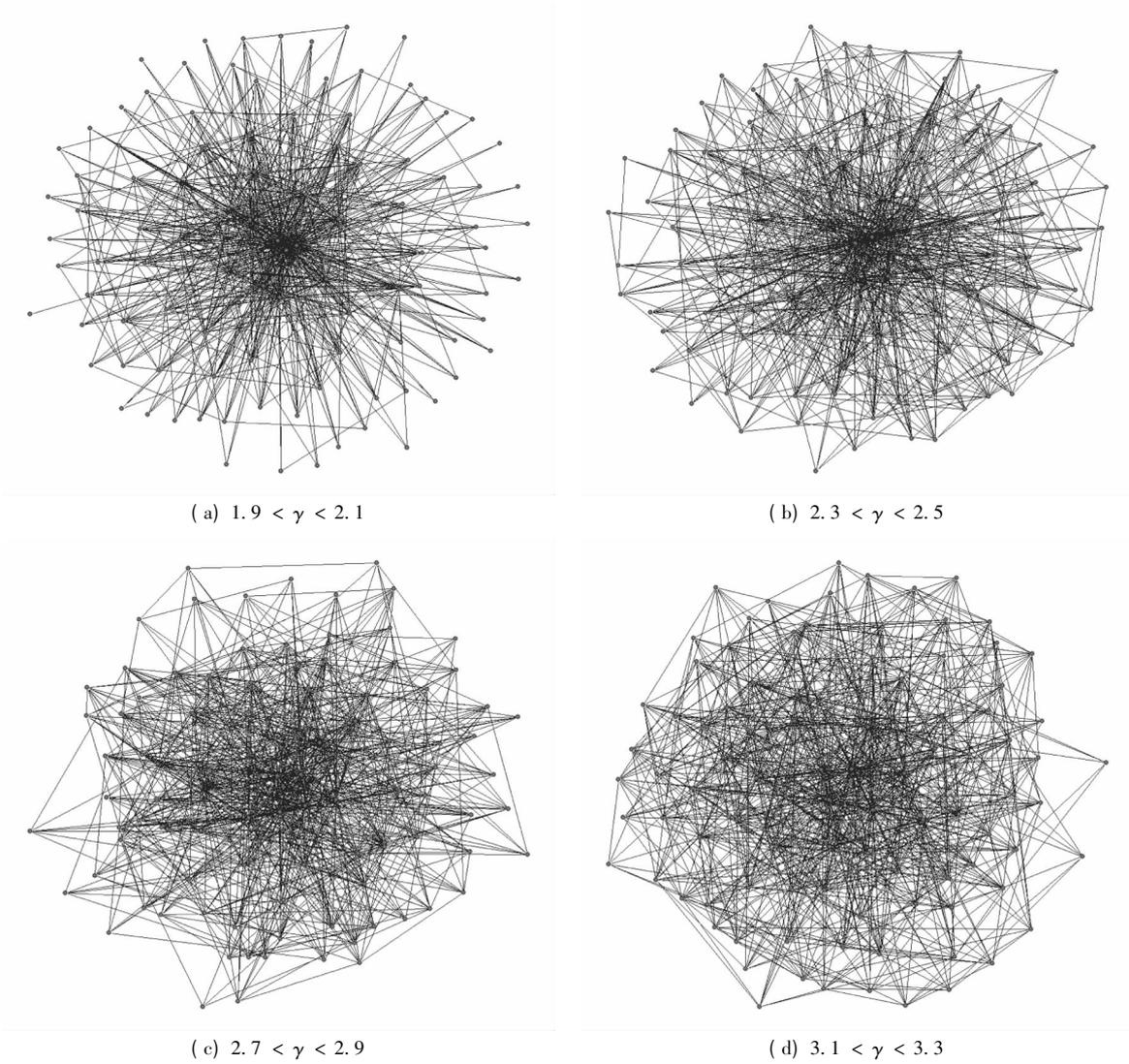


图 3 不同标度参数的无标度网络

Fig.3 Scale-free networks with different scaling parameters

3.2 银行参数设定

在本文模拟的银行系统中, 银行数量为 100, 每家银行平均与其他 10 家银行有债务联系. Clauset 等^[22]提出了幂律分布的估计方法. 他们指出, 对于幂律分布的检验, 样本数量达到 100 属于大样本, 幂律分布就比较稳定. 本文主要考察无标度网络中节点度的幂律分布对银行系统性风险的影响. 因此, 设定银行数量为 100 是合适的, 不会对模拟结果产生影响. 根据 Soramäki 等^[11]的研究, 平均来看, 在美国的银行间网络中每家银行会与差不多 10 家银行有债务联系. 另外, 银行的平均债务联系数量与网络的节点度幂律分布没有关系, 因此也不会影响模拟结果.

此外, 还需要银行资产负债表中的相关信息以及银行间的债务矩阵.

1) 银行间贷款和银行间借款

在银行间网络中, 银行 i 的银行间贷款 IL_i 和银行间借款 IB_i 分别代表了节点 i 的出度强度和入度强度, 令 out_i, in_i 分别表示银行 i 的债务银行数量和债权银行数量, 它们分别代表了节点 i 的出度和入度. 换言之, ρ_{out_i} 表示银行 i 给几家银行贷款, IL_i 表示银行 i 给这些银行贷款的额度; in_i 表示银行 i 向几家银行借款, IB_i 表示银行 i 向这些银行借款的额度.

一般来说, 债务银行数量 out_i 越多, 银行间贷款 IL_i 也就越多. 也就是说 ρ_{out_i} 和 IL_i 之间是单调

递增的关系. 同样道理, in_i 和 IB_i 之间也是单调递增的关系. 但是, 这种关系并不是线性的. 随着银行间交易资金量的增加, 每次交易的额度也会增加. 所以, 交易次数增加的幅度要小于资金量增加的幅度. 对于银行间网络而言, 节点度增加的幅度要小于节点强度增加的幅度. Soramäki 等^[11] 的研究表明美国银行间网络中节点度和节点强度符合下面的幂函数关系

$$s = \alpha k^\beta \quad k \in [1, +\infty) \quad (12)$$

其中, s 表示节点强度; k 表示节点度; β 的估计值为 $\hat{\beta} = 1.9$ 、标准差为 $\sigma_\beta = 0.001$.

根据上面模拟的 4 种网络, 可以获得节点度 k 的数据, 再根据式 (12) 的幂函数关系模拟每家银行的银行间贷款 IL_i 和银行间借款 IB_i , 其中 β 取值 1.9. 显然, 这种模拟方式符合了银行间网络的实际情况, 也是本文与其他研究的主要区别之一.

2) 总资产和所有者权益

显然, 银行的总资产与银行间贷款和银行间借款也存在某种关系. 这种关系与节点度和节点强度之间的关系相似, 也满足式 (12) 的幂函数关系. 对 2010 年中国的 119 家商业银行的银行间贷款和总资产数据进行了检验, α 和 β 的估计值分别为 17.025 和 0.874 5. 利用这种幂函数关系, 模拟了每家银行的总资产. 此外, 假设每家银行的所有者权益与总资产之比为 8%. 这一数据代表了 2010 年中国的商业银行的平均水平.

3) 银行间债务矩阵的估计

要想研究风险在银行间的传播, 关键要掌握银行间的债务矩阵信息. 然而银行间数据涉及到银行的商业机密以及一个国家金融系统的安全, 所以很难获得. 因此, 采用最大熵方法估计银行间的债务矩阵. 现有研究利用最大熵方法估计银行间债务矩阵, 一般都是得到一个全连接的网络. 它意味着, 所有银行之间都存在债务联系. 这种方法必然导致系统性风险的错判. 为了解决这一问题, 利用上面模拟的 4 种网络的邻接矩阵作为先验矩阵, 然后采用交叉熵最大化估计银行间的债务矩阵. 这就避免了估计全

连接网络的问题.

3.3 冲击结果

1) 随机冲击

在 4 种网络下, 选择随机的方式进行冲击. 首先, 随机选择一家银行. 由于外部资产损失导致其破产倒闭, 并且它的银行间借款将会违约. 因此, 冲击影响将会传染给其他银行. 然后, 在随机选择第二家银行破产倒闭, 并计算这两家银行倒闭后传染带来的影响. 同理, 将这种冲击不断进行下去. 在冲击的过程中, 记录了 4 个反映系统性风险的指标: (a) 传染导致的银行倒闭的数量, (b) 传染导致的银行倒闭的总资产(传染倒闭银行的资产总和占全部银行系统总资产的比值), (c) 全部倒闭银行的数量(包括基础违约和传染违约), (d) 全部倒闭银行的总资产(全部倒闭银行的资产总和占全部银行系统总资产的比值). 借此来研究当危机发生时, 传染的多米诺效应和银行系统性风险. 图 4 展示了随机冲击下 4 个反映系统性风险的指标变化情况, 其中横坐标表示由于外部资产损失导致破产的银行数量, 纵坐标分别表示上面 4 个度量指标.

Krause 和 Giansante^[17] 与 Degryse 和 Nguyen^[18] 的研究认为, 集中度越高传染风险越小. 而本文的研究结果表明这样的结论是不全面的. 本文发现, 以倒闭银行数量和倒闭银行总资产两种指标度量违约传染风险, 在不同的网络中表现结果有所不同.

从图 4 可以看出, 随机产生的冲击在 4 种网络下导致的传染差异不大, 但仍存在细微差别. 其中, 从图 4 的 (a) 和 (c) 可以看出, 标度参数越小(集中度越高), 由于传染而倒闭的银行数量就越多. 图 4 的 (b) 和 (d) 展示了以倒闭银行总资产作为度量指标的结果, 此时结论有些复杂. 当基础违约的银行数量小于 50 家时, 标度参数越小(集中度越高), 由于传染而倒闭的银行的总资产就越少. 这一点与现有研究的结论是一致的. 而当基础违约的银行数量超过 50 家时, 标度参数越小(集中度越高), 由于传染而倒闭的银行的总资产越多.

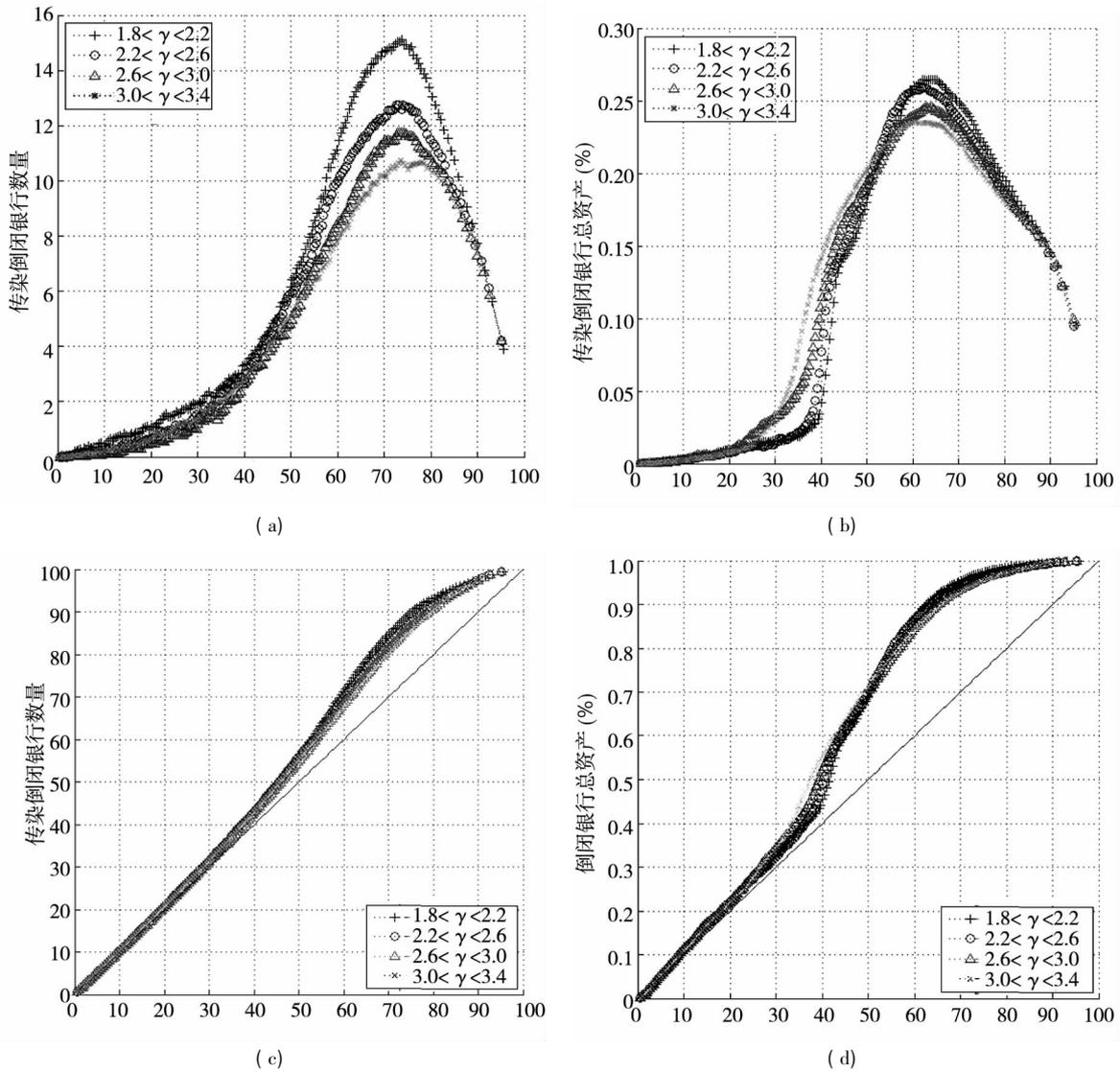


图 4 随机冲击导致的银行倒闭

Fig.4 Bank failures caused by random shock

如果认为以总资产作为度量指标比数量指标更重要,而且还认为银行系统超过一半的银行倒闭这种极端情况不会发生(美国历史上确实发生过这种极端情况),那么就认为标度参数越小(集中度越高)越好也是不准确的.下面又模拟了两种特殊的冲击方式,也说明了这一点.

2) 两种特殊冲击

第 1 种特殊冲击方式是破产从规模较大的银行开始.首先,系统中资产规模最大的银行的外部资产损失导致其破产倒闭.然后,资产规模第 2 大的银行破产倒闭.同理,冲击不断进行下

去.在冲击的过程中,仍然记录了 4 种反映系统性风险的变量.借此来研究系统中大银行破产引发的多米诺效应和银行系统性风险.图 5 展示了第 1 种特殊冲击下 4 个反映系统性风险的指标变化情况.

显然,从图 5 中可以看出,如果是银行系统中规模较大的银行破产引发的危机,无论是以总资产还是数量来度量违约传染风险,结论都是一样的,即标度参数越小(集中度越高),违约传染风险越高.因此,在集中度较高的银行间网络中,尤其要关注大银行的安全.

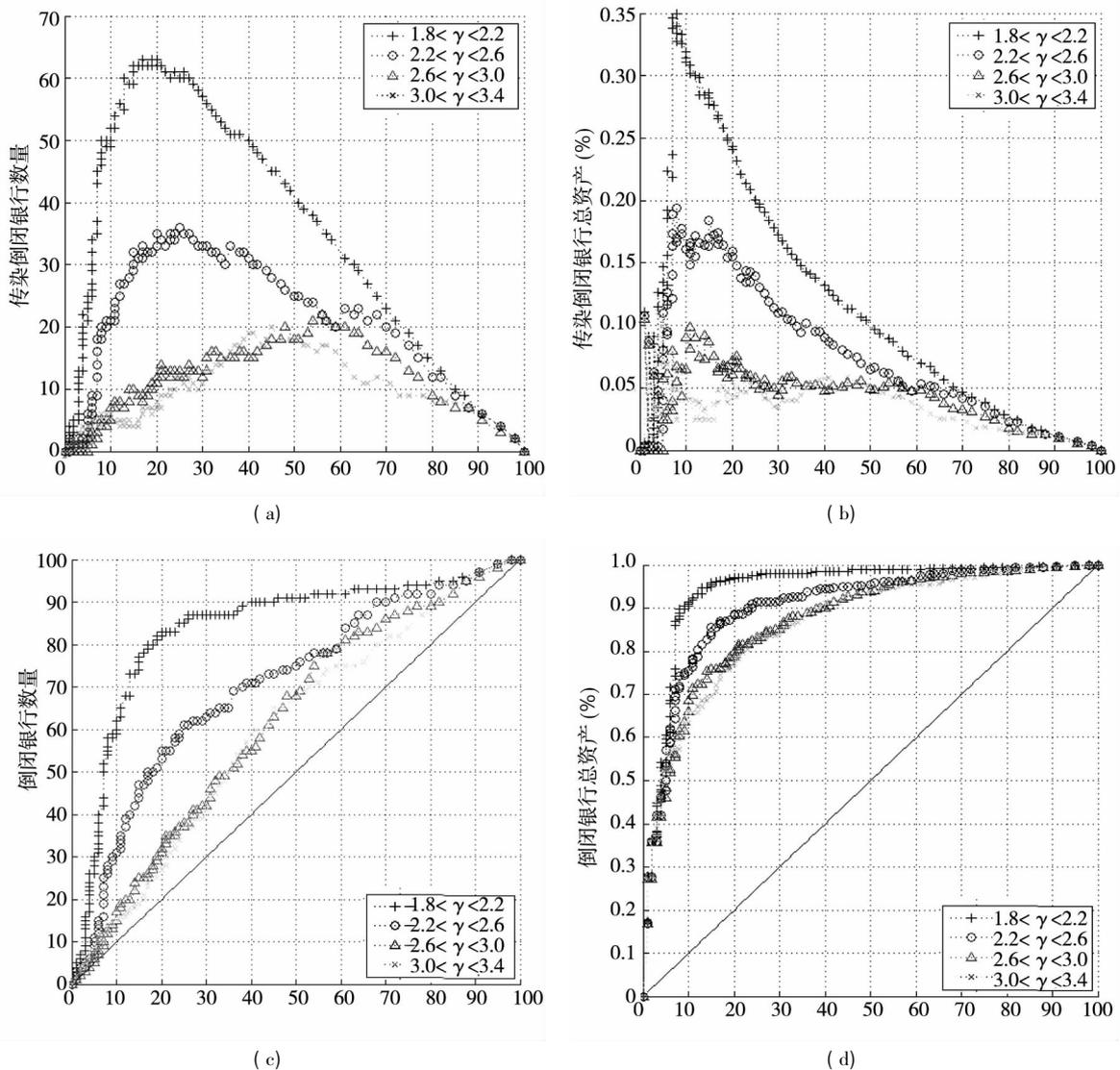


图5 大银行受到冲击导致的银行倒闭

Fig. 5 Bank failures caused by shock over large banks

第2种特殊冲击方式是破产从规模较小的银行开始. 首先, 系统中资产规模最小的银行的外部资产损失导致其破产倒闭. 然后, 资产规模第2小的银行破产倒闭. 同理, 冲击不断进行下去. 在冲击的过程中, 仍然记录了4种反映系统性风险的变量. 借此来研究系统中小银行破产引发的多米诺效应和银行系统性风险. 图6展示了第2种特殊冲击下4个反映系统性风险的指标的变化情况.

从图6中可以看出, 规模较小的银行倒闭导致违约传染的可能性远远小于大银行倒闭. 在本文的模拟结果中, 由规模较小的银行倒闭引发传染导致的倒闭银行数量最多不会超过7家, 占所

有银行的7%, 见图6(a). 但是, 也发现被传染的7%的银行的总资产可以达到银行系统内总资产的40%, 见图6(b). 这说明当小银行倒闭达到一定规模时, 可以引发大银行传染倒闭. 因此, 对于规模较小的银行, 监管者应当注意它们的交易对手是否过于集中. 如果一些小银行的交易对手集中在一个或几个大银行, 那么这类小银行违约可能导致大银行的破产, 进而使危机扩大.

3) 结果分析

导致本文与 Krause 和 Giansante^[17] 结论差异的原因主要有以下3个方面. 第1, 现有违约算法会导致破产银行的错判, 最终影响模拟结果. 如前

文 1.2 违约算法中所分析,现有的违约算法可能把正常银行判定成破产银行. 这会致使基础违约银行和传染违约银行在判定上出现混淆,最终将导致模拟结果的不准确. 第 2, 模拟银行的数量太少, 导致网络结构不稳定、标度参数不准确. Krause 和 Giansante^[17] 模拟的银行数量是从 13 家到 1 000 家. 当网络节点太少时(比如只有 13 家银行), 网络结构是不稳定的, 对于标度参数的检验是非常不可靠的(Clauset 等^[22]). 因此, 当网络

节点太少时, 区分不同的网络结构是不可取的. 这可能导致了模拟结果出现偏差. 第 3, 初始冲击的设定单一, 导致模拟结果不全面. Krause 和 Giansante^[17] 每次都是模拟只有一家银行倒闭. 然而, 当金融危机出现时, 往往是许多银行同时倒闭. 2008 年到 2011 年美国倒闭商业银行家数分别是 25 家、140 家、157 家、92 家. 本文的研究结果也表明, 当基础违约银行数量不同的时候, 风险传染情况也有很大差别.

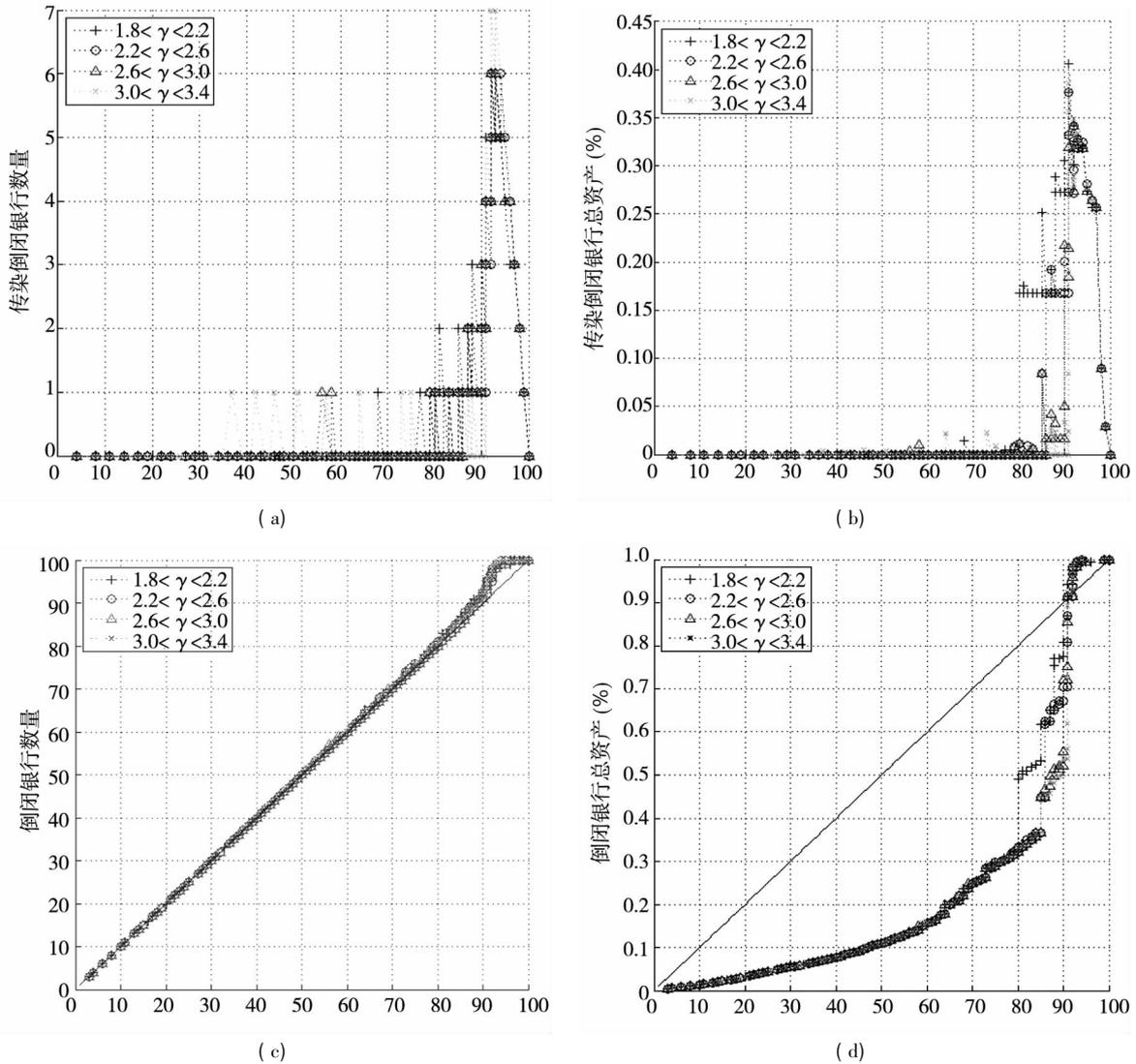


图 6 小银行受到冲击导致的银行倒闭

Fig. 6 Bank failures caused by shock over small banks

银行间网络结构差异具体体现在标度参数的不同. 标度参数越小, 网络集中度越高; 标度参数越大, 网络集中度越低. 网络集中度越高, 少数

大银行的交易对手就越多, 多数小银行的交易对手会越少. 所以, 在不同的银行间网络中, 大银行违约和小银行违约表现出来的传染影响力也不

同. 在集中度高的银行间网络中, 大银行倒闭的潜在影响(无论是传染违约的银行数量和传染违约的银行总资产)都会越大. 而小银行自身的影响力很小, 当基础违约范围不大时, 其影响力在不同网络中差异不会很大. 但是, 当基础违约范围扩大以后, 小银行倒闭引发的传染会有所差异. 在集中度高的银行间网络中, 由于小银行的交易对手过于集中, 所以更容易引起大银行的倒闭. 如果初始的冲击是随机的(基础违约银行既有大银行也有小银行), 那么情况会变得更为复杂. 由于在集中度更高的网络中, 小银行的数量更多、总资产更少, 更容易被传染. 所以在危机初期, 高集中度网络中传染违约的银行数量会更多, 但是传染违约银行总资产可能会较少. 随着危机的发展、传染的扩散, 无论是传染违约数量还是传染违约总资产, 在集中度高的网络中都会变得更加严重.

4 结束语

银行间的违约传染和银行系统性风险是最近研究银行风险的焦点问题. 本文的主要贡献主要有以下 3 方面. 第 1, 建立了完整的度量银行间违约传染及银行系统性风险的研究框架. 在这个框架下, 违约传染渠道、传染机制、银行破产被模型化, 进而实现了量化违约传染程度, 度量银行系统性风险的目的. 第 2, 分析了现有研究广泛采用的违约算法中存在的问题并进行了修正. 文献中的违约算法采用银行所有者权益作为判别违约传染的标尺, 导致了一些运营正常的银行被

判别成破产. 因此提出在违约算法中采用银行间债务缓冲资本, 避免了在模拟中违约银行被错判的问题. 第 3, 提出了构造无标度网络的方法, 该方法可以用于模拟研究银行间网络以及具有无标度特征的网络中的现实问题. 这种方法可以根据不同的标度参数, 构造对应的无标度网络, 这使得银行系统性风险的模拟研究更加接近真实的银行体系.

本文模拟了 4 种不同标度参数的无标度网络. 在这 4 种网络下, 对银行间违约传染和银行系统性风险问题进行了 3 种风险冲击方式的仿真模拟研究. 本文发现, 文献 [17] 和文献 [18] 认为集中度越高传染风险越小的结论是不准确的. 当冲击是随机产生的时候, 得到以下结论:

1) 如果以倒闭银行数量作为衡量标准, 集中度越高的网络由于传染而倒闭的银行数量就越多. 如果以倒闭银行总资产作为衡量标准, 并且当基础违约的银行数量有限时, 集中度越高的网络违约传染的影响力越小;

2) 如果冲击银行系统中规模较大的银行, 无论是以总资产还是数量来度量违约传染风险, 结论都是集中度越高的网络违约传染风险越高. 因此, 对于集中度较高的银行间网络, 监管部门尤其要关注大银行的安全.

3) 在冲击规模较小的银行模拟中, 发现小银行倒闭导致违约传染的可能性远远小于大银行倒闭. 但是, 小银行倒闭达到一定规模时, 可以引发大银行传染倒闭. 因此, 监管者应当注意小银行的交易对手是否过于集中.

参 考 文 献:

- [1]张宝林, 潘焕学. 影子银行与房地产泡沫: 诱发系统性金融风险之源[J]. 现代财经(天津财经大学学报), 2013, (11): 33-44.
Zhang Baolin, Pan Huanxue. Shadow banking and housing bubble: The source of systemic financial risk[J]. Modern Finance and Economics (Journal of Tianjin University of Finance and Economics), 2013, (11): 33-44. (in Chinese)
- [2]Lenzua S, Tedeschib G. Systemic risk on different interbank network topologies[J]. Physica A, 2012, 391(18): 4331-4341.
- [3]陈国进, 马长峰. 金融危机传染的网络理论研究述评[J]. 经济学动态, 2010, (2): 116-120.
Chen Guojin, Ma Changfeng. Research review of network theory of financial crisis contagion[J]. Economic Perspectives, 2010, (2): 116-120. (in Chinese)

- [4]Upper C. Simulation methods to assess the danger of contagion in interbank markets [J]. *Journal of Financial Stability*, 2011, 7(3): 111–125.
- [5]张 维, 武自强, 张永杰, 等. 基于复杂金融系统视角的计算实验金融: 进展与展望 [J]. *管理科学学报*, 2013, 16(6): 85–94.
Zhang Wei, Wu Ziqiang, Zhang Yongjie, et al. Agent-based computational finance on complex financial system perspective: Progress and prospects [J]. *Journal of Management Sciences in China*, 2013, 16(6): 85–94. (in Chinese)
- [6]Allen F, Gale D. Financial contagion [J]. *Journal of Political Economy*, 2000, 108(1): 1–33.
- [7]Freixas X, Parigi B, Rochet J C. Systemic risk, interbank relations and liquidity provision by the central bank [J]. *Journal of Money, Credit and Banking*, 2000, 32(3 Pt 2): 611–638.
- [8]Thurner S, Hanel R, Pichler S. Risk trading, network topology and banking regulation [J]. *Quantitative Finance*, 2003, 3(4): 306–319.
- [9]Elsinger H, Lehar A, Summer M. Risk assessment for banking systems [J]. *Management Science*, 2006a, 52(9): 1301–1314.
- [10]Martinez-Jaramillo S, Perez-Perez O, Avila-Embriz F, et al. Systemic risk, financial contagion and financial fragility [J]. *Journal of Economic Dynamics & Control*, 2010, 34(11): 2358–2374.
- [11]Soramäki K, Bech M, Arnold J, et al. The topology of interbank payment flows [J]. *Physica A*, 2007, 379(1): 317–333.
- [12]Becher C, Millard S, Soramäki K. The Network Topology of CHAPS Sterling, Bank of England [R]. England: Bank of England, 2008: 355.
- [13]Anand K, Gai P, Kapadia S, et al. A network model of financial system resilience [J]. *Journal of Economic Behavior and Organization*, 2013, 85(1): 219–235.
- [14]Barabasi A-L, Albert R. Emergence of scaling in random networks [J]. *Science*, 1999, 286(5439): 509–512.
- [15]Boss M, Elsinger H, Summer M, et al. Network topology of the interbank market [J]. *Quantitative Finance*, 2004, 4(6): 677–684.
- [16]Edson B, Cont R. The Brazilian Interbank Network Structure and Systemic Risk [R]. Brazil: Central Bank of Brazil, 2010: 219.
- [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]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.
- [19]Eisenberg L, Noe T H. Systemic risk in financial systems [J]. *Management Science*, 2001, 47(2): 236–249.
- [20]Elsinger H, Lehar A, Summer M. Using market information for banking system risk assessment [J]. *International Journal of Central Banking*, 2006b, 2(1): 137–165.
- [21]Goh K-H, Kahng B, Kim D. Universal behavior of load distribution in scale-free networks [J]. *Physical Review Letters*, 2001, 87(27): 8701–8705.
- [22]Clauset A, Shalizi C R, Newman M E J. Power-law distributions in empirical data [J]. *SIAM Review*, 2009, 51(4): 661–703.

Network structure and systemic risk by banks

SUI Cong^{1,2}, CHI Guo-tai³, WANG Zong-yao⁴

1. School of Finance, Dongbei University of Finance and Economics, Dalian 116025, China;
2. Laboratory Experimental Economomics, Dongbei University of Finance and Economics, Dalian 116025, China;
3. Faculty of Management and Economics, Dalian University of Technology, Dalian 116024, China;
4. Surry International Institute, Dongbei University of Finance and Economics, Dalian 116025, China

Abstract: In recent years, systemic risk by banks has become an important issue in finance research area. In

this paper , we build a novel research framework to measure the inter-bank default contagion and systemic risk by banks. Under the framework , the problem of default algorithm in the present researches is pointed out and rectified. Moreover , the way of establishing scale-free network is put forward to simulate the inter-bank network. It is found that: more banks are infected in a higher-centralized network; the total assets of failed banks are less in higher-centralized networks when there are less banks suffering fundamental defaults. Furthermore , the influence of default contagion caused by large-bank failures in highly-centralized networks is bigger than that in low-centralized networks. Although small-bank failures do not easily bring about contagion , reaching a certain scale , they will also lead to large-bank failures contagiously.

Key words: banks systemic risk; network structure; scale-free network; default algorithm; default contagion

附录:

证明第3部分构造的网络是无标度网络,即节点的度数 k 是服从幂律分布.下面分两步完成证明.

1) 节点被选中的概率分布

因为 $\bar{w}(i)_1$ 和 $\bar{w}(i)_2$ 是在区间 $[0, 1]$ 上随机选择的两个数,所以 $\bar{w}(i)$ 可以被看作是服从 $[0, 1]$ 上的均匀分布,其概率密度函数为 $f(\bar{w}) = 1, \bar{w} \in [0, 1]$.

因为

$$\bar{w}(i) = \frac{\sum_{l=1}^i l^{-\alpha}}{\sum_{l=1}^N l^{-\alpha}} \tag{A.1}$$

当 $N \rightarrow +\infty$ 时,上式可以近似表示为连续形式的函数

$$\bar{w}(i) = \frac{\sum_{l=1}^i l^{-\alpha}}{\sum_{l=1}^N l^{-\alpha}} \approx \frac{\int_0^i l^{-\alpha} dl}{\int_0^N l^{-\alpha} dl} = \frac{i^{1-\alpha}}{N^{1-\alpha}} \tag{A.2}$$

令

$$\bar{w} = g(i) = \frac{i^{1-\alpha}}{N^{1-\alpha}} \tag{A.3}$$

显然 $g(i)$ 是连续的严格单调递增函数,且有连续的一阶导数

$$\bar{w}' = g'(i) = \frac{(1-\alpha)}{N^{1-\alpha}} i^{-\alpha} \tag{A.4}$$

又因为 \bar{w} 是按照随机原则在 $[0, 1]$ 上选取的,即 \bar{w} 服从 $[0, 1]$ 上的均匀分布,其概率密度函数为 $f(\bar{w}) = 1$,因此,节点 i 被选中的概率密度函数为

$$\phi(i) = f(g(i)) g'(i) = \frac{(1-\alpha)}{N^{1-\alpha}} i^{-\alpha} \tag{A.5}$$

2) 节点度的概率分布

因为 i 是按照上面原则随机选择两个节点 i 并连线,所以 i 被选中的概率密度函数也就是节点 i 度分布的概率密度函数.令 k_i 表示节点 i 的度数,则有

$$k_i = \frac{1-\alpha}{N^{1-\alpha}} i^{-\alpha} \tag{A.6}$$

显然,上式是严格单调函数.对上式求反函数,有

$$i = \left(\frac{N^{1-\alpha}}{1-\alpha} \right)^{-1/\alpha} (k_i)^{-1/\alpha} \tag{A.7}$$

令

$$h(k) = \left(\frac{N^{1-\alpha}}{1-\alpha} \right)^{-1/\alpha} (k_i)^{-1/\alpha} \tag{A.8}$$

为了证明方便,不妨设 $i \in [0, N]$,所以上式有连续的一阶导数

$$h'(k) = \left(\frac{N^{1-\alpha}}{1-\alpha} \right)^{-1/\alpha} \left(-\frac{1}{\alpha} \right) (k_i)^{-(1/\alpha)-1} \tag{A.9}$$

因为要推导出节点度 k_i 的分布,这里 i 表示节点,而每个节点都是 N 个节点的 $1/N$,所以 i 可以近似看作是 $[0, N]$ 上的均匀分布,其概率密度函数为 $F(i) = 1/N, i \in [0, N]$.

因此,节点度 k 的概率密度函数为

$$\begin{aligned} \Phi(k) &= F(h(k)) h'(k) \\ &= \frac{1}{N} \left(\frac{N^{1-\alpha}}{1-\alpha} \right)^{-1/\alpha} \left(-\frac{1}{\alpha} \right) k^{-(1/\alpha)-1} \\ &= -\frac{1}{N\alpha} \left(\frac{N^{1-\alpha}}{1-\alpha} \right)^{-1/\alpha} k^{\frac{1+\alpha}{\alpha}} \end{aligned} \tag{A.10}$$

令

$$C = -\frac{1}{N\alpha} \left(\frac{N^{1-\alpha}}{1-\alpha} \right)^{-1/\alpha}, \gamma = \frac{1+\alpha}{\alpha} \tag{A.11}$$

则有

$$\Phi(k) = Ck^{-\gamma} \tag{A.12}$$

因此,节点度 k 是服从标度参数为 γ 的幂律分布的.其中 $\alpha \in [0, 1]$,所以 $\gamma \in [2, +\infty]$. 证毕.