

银行间网络的无标度特征^①

隋 聪^{1,2}, 王宗尧³

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

摘要: 利用网络模型研究银行系统性风险是最近的一个研究热点. 而无法获得银行间的敏感数据, 使得研究很难有所突破. 本文提出了一种新的分析银行间网络特征的方法. 首先, 本文检验了银行间网络节点强度(银行间贷款和银行间借款)的分布规律. 此外, 本文研究发现银行间网络的节点强度和节点度存在幂函数关系. 进而, 推导出节点度的分布规律, 并证明了当节点强度服从幂律分布时, 节点度也服从幂律分布. 本文对中国银行间网络进行了分析, 研究发现中国的银行间网络呈现出无标度网络特征, 而且与其他几个国家相比, 中国的银行间网络标度参数最小、集中度最高.

关键词: 银行间网络; 无标度网络; 系统性风险; 网络结构

中图分类号: F830 文献标识码: A 文章编号: 1007-9807(2015)12-0018-09

0 引 言

越来越多的人开始关注银行间网络的风险传染问题, 被称为系统性风险(systemic risk). 2008 年美国次贷危机引发了美国许多商业银行面临破产困境. 由于担心这些银行如果破产可能传染到整个美国经济乃至全球金融体系, 美国联邦储备系统、美国财政部先后通过降低联邦基金利率、向银行系统注资等手段, 防止系统性风险扩大. 受美国次贷危机影响, 各国政府纷纷采取措施, 防止银行系统性风险在本国内扩散. 尽管各国政府努力救助, 也没能阻止银行系统性风险传染到全球金融体系. 而且从历次金融危机的经验来看, 政府的救助成本普遍都很高^[1].

系统性风险的问题在于, 某些银行的倒闭会在银行间网络中传染并引发多米诺效应, 从而引起系统内其他银行的大规模倒闭. 于是, 许多文献开始关注银行间网络结构对风险传染的影响.

同时, 在复杂网络理论与方法研究中的突破, 也极大地推动了该领域的发展^[2].

Allen 和 Gale^[3]、Freixas 等^[4]的开创性论文认为风险传染的可能取决于银行间网络结构. Allen 和 Gale^[3]研究表明, 完全结构(每家银行都和其他的银行有对称的债务接触)比不完全结构(部分银行彼此之间有债务接触)要稳定. Freixas 等^[4]比较了环形结构和完全结构, 研究认为在货币中心结构中危机蔓延的可能性取决于模型参数的精度. Thurner 等^[5]对多种规则网络结构下银行系统性风险进行了比较. 然而, Elsinger 等^[6]认为, 简单区分完全结构和不完全结构并不能解释银行间网络结构对银行系统性风险的作用.

早期的研究只是模拟简单结构的银行间网络. 但随着研究的深入, 学者们开始关注真实银行间网络结构的性质. 研究表明银行间网络具有小世界特征. Watts 和 Strogatz^[7]提出了小世界网

① 收稿日期: 2013-05-10; 修订日期: 2014-01-23.

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(71571034; 61304180); 教育部人文社会科学研究资助项目(12YJCZH211); 辽宁省高等学校优秀人才支持计划资助项目(WJQ2015012).

作者简介: 隋 聪(1978), 男, 辽宁沈阳人, 博士, 副教授, 硕士生导师. Email: suicong2004@163.com

络 (small-world network) 的概念. 他们发现, 在真实世界 (比如, 蠕线虫的神经网络、美国西部电力网、电影演员的协作网) 的网络拓扑是介于完全随机网与完全规则网之间的网络. Martinez-Jaramillo 等^[8] 通过观察墨西哥银行间债务关系, 发现随着时间的推移, 银行间网络结构会发生改变. 而这种改变是少数、局部的, 大部分的银行之间的债务关系是相对稳定的. 这说明银行间网络介于完全随机网与完全规则网之间, 体现了小世界网络的半随机性. Soramäki 等^[9] 分析了包括 9 000 多家银行的美国联邦储备系统的电子转移支付系统 (Fedwire), 发现美国的银行间网络属于小世界网络. Becher 等^[10] 研究了英国大额支付系统 (CHAPS), 发现尽管英国的商业银行数量远没有美国多, 但是银行间债务的路径长度与美国相比十分接近, 也体现了小世界网络特征. Anand 等^[11] 利用英国 17 家国内银行和 240 家海外银行, 根据小世界网络规则模拟了银行间网络结构.

研究表明银行间网络也具有无标度特征. Barabasi 和 Albert^[12] 研究发现, 真实世界的网络中节点度服从幂律分布, 并称其为无标度网络 (scale-free network). 研究发现银行间的债务联系服从幂律分布, 即银行间网络属于无标度网络. Boss 等^[13] 采用主要的商业银行在奥地利中央银行 (OeNB) 登记的银行间债务数据, 并利用局部熵最大化方法估计了剩余部分数据, 分析了奥地利银行间同业拆借市场. 研究发现, 银行间债务规模数据服从标度参数为 1.87 的幂律分布. Soramäki 等^[9] 研究发现美国的银行间的债务联系出度的标度参数为 2.11, 入度的标度参数为 2.15. Edson 和 Cont^[14] 研究发现巴西银行间的相互连接展现了幂律分布, 入度的标度参数平均值为 2.46, 出度的标度参数平均值为 2.84.

此外, 在无标度网络中, 当标度参数较小时, 网络中会出现小部分节点占有了网络中大部分的连线. 这样的节点被称为 Hubs 节点. 在银行间网络中 Hubs 节点代表了少数在网络中占主导地位的银行, 即货币中心 (money center). 在 Krause 和 Giansante^[15] 的研究中, 根据数值经验可以判断, 标度参数大约在 3 以下时, 网络会存在明显的 Hubs 节点. Degryse 和 Nguyen^[16] 研究发现, 比利时的银行体系从完全结构转变成多重货币中心结

构. 这种转变导致了集中度的提高.

总体来看, 较早的文献关注特定网络结构对风险传染的影响. 随后学者们意识到特定网络结构可能不具代表性, 于是关注随机网络. 然而, 最近的研究表明银行间网络也不是完全随机网络. 真实的银行间网络应该更接近无标度网络, 但是这方面的证据并不多. 主要原因是, 检验银行间网络特征需要节点度的数据. 这涉及了银行间的商业机密, 很难获得. 因此提出了一个新的问题, 是否能够通过可以获得的公共数据分析银行间网络特征? 针对这一问题, 本文提出了一种间接分析银行间网络特征的方法. 根据这种方法, 本文利用中国 2007 年—2010 年银行资产负债表数据分析了中国的银行间网络结构特征, 并与其他国家的银行间网络进行了对比.

1 银行体系的网络描述

银行间的债务关系把商业银行联系起来形成了一个网络. 每家银行就是这个网络的节点, 银行之间的债务关系就是节点之间的连线. 因此, 可以用银行间的债务矩阵来描述这个网络. 假设银行体系内有 N 家银行, 令 L 表示银行之间的债务矩阵, 表示为

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

$$IB_1 \quad IB_2 \quad \cdots \quad IB_N$$

其中 l_{ij} 表示银行 i 对银行 j 的债权 (即银行 i 借给银行 j 的资金为 l_{ij}), $IL_i = \sum_{j=1}^N l_{ij}$ 表示银行 i 的银行间贷款 (interbank loans IL), $IB_i = \sum_{j=1}^N l_{ji}$ 表示银行 i 的银行间借款 (interbank borrowing IB).

因为银行不能和自身形成债务关系, 所以主对角线元素为 0. 应当注意, 债务矩阵 L 不是对称矩阵, 即 $l_{ij} \neq l_{ji}$. 债务矩阵 L 是银行体系网络结构的带权重的邻接矩阵, 其权重为银行间的债务额度. 如果不考虑银行间的债务额度, 当两个银行间有债务联系则取值为 1, 当两个银行间没有债

务联系则取值为 0 ,那么就能得到银行体系没有权重的邻接矩阵 A (简称邻接矩阵) .

$$A = \begin{matrix} & \begin{matrix} 0 & a_{12} & \cdots & a_{1n} \end{matrix} \\ \begin{matrix} a_{21} & 0 & \cdots & a_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{n1} & a_{n2} & \cdots & 0 \end{matrix} & \begin{matrix} out_1 \\ out_2 \\ \vdots \\ out_n \end{matrix} \\ \begin{matrix} in_1 & in_2 & \cdots & in_n \end{matrix} & \end{matrix} \quad (2)$$

其中 $a_{ij} = 1$ 表示银行 i 对银行 j 有债权; $a_{ij} = 0$ 表示银行 i 对银行 j 没有债权; $out_i = \sum_{j=1}^N a_{ij}$ 表示是银行 i 的债务银行的数量, 即银行的 i 出度 (Out-Degree); $in_i = \sum_{j=1}^N a_{ji}$ 表示是银行 i 的债权银行数量, 即银行的 i 入度 (In-Degree) .

显然, 邻接矩阵 A 也不是对称矩阵, 所以银行体系是一个有向网络 (directed network) . 银行 i 的银行间贷款 IL_i 和银行间借款 IB_i 代表了节点 i 的支付价值 (value) . Soramäki 等^[9] 将 IL_i 和 IB_i 分别定义为节点 i 的出度强度 (out-strength) 和入度强度 (in-strength) .

研究网络结构的性质, 最重要的是研究网络节点出度和入度的分布规律. 这需要掌握式 (2) 中 out_i 和 in_i 的信息, 不幸的是银行间网络中的这方面信息很难获得. 但是, 银行间网络中银行间贷款 IL_i 和银行间借款 IB_i 的信息是容易获得的, 可以通过银行的资产负债表直接获得. 如果网络中节点强度与节点度存在某种联系, 那么就可以通过研究节点强度分布规律间接分析节点度的分布规律. 因此, 对于研究银行间网络特征, 本文提出以下思路: 1) 根据银行资产负债表信息, 研究银行间贷款 IL_i 和银行间借款 IB_i (即节点强度) 的分布规律; 2) 分析银行间网络中节点强度与节点度的关系, 并证明其普适性; 3) 进而推导出银行间网络的节点度的分布规律, 揭示银行间网络的结构性质.

2 银行间网络性质

2.1 节点强度分布

由于银行间网络的节点强度数据通过银行的资产负债表就可以获得, 所以研究银行间节点强

度的分布规律相对容易. 首先缩小要检验分布的范围. Boss 等^[13] 研究发现奥地利的银行间贷款和借款数据 (节点强度) 服从幂律分布. 为检验银行间网络的节点强度是否服从幂律分布, 本文采用 Clauset 等^[17] 提出的幂律分布的极大似然估计方法 (maximum likelihood estimates) 对节点强度进行估计.

假设节点强度 s 服从幂律分布, 即 $p(s) \sim s^{-\gamma}$, 其中 γ 是标度参数 (scaling parameter) . 因为银行间网络的节点强度 s 只能是正数, 所以只需考虑正数情况下的离散形式的节点强度为 s 的概率分布

$$p(s) = \Pr(S = s) = \frac{s^{-\gamma}}{\zeta(\gamma, s_{\min})} \quad (3)$$

其中 $\zeta(\gamma, s_{\min})$ 是广义 zeta 函数, 表达式为

$$\zeta(\gamma, s_{\min}) = \sum_{n=0}^{\infty} (n + s_{\min})^{-\gamma} \quad (4)$$

令 $P(s) = \Pr(S \geq s)$ 表示节点强度为 s 的累积分布函数, 离散形式可以表述为

$$P(s) = \frac{\zeta(\gamma, s)}{\zeta(\gamma, s_{\min})} \quad (5)$$

通常情况下, 检验幂律分布的方法是根据给定的区间下界 s_{\min} 估计标度参数 γ . 简单的方法是画直方图. 将式 (3) 两边取对数, 得到 $\ln(p(s)) = -\gamma \ln(s) - \ln(\zeta(\gamma, s_{\min}))$. 显然, 在双对数坐标图中, 幂律分布是直线. 因此, 可以通过观察 s 的数值, 在双对数坐标轴下构造直方图, 来反映其分布情况. 如果 s 服从幂律分布, 则能够保证数据分布近似的落在一条直线上. 而且指数参数 γ 就是这条直线斜率的绝对值. 当然, 也可以利用最小二乘线性回归估计这个斜率. 但是, 这样做会导致严重的系统误差. 所以结果是不可靠的. 可靠的方法是, 利用极大似然法估计幂律分布. 对于正整数离散形式的观测数据 s , 当区间下界 $s_{\min} = 1$ 时, 可以通过解下面方程估计指数参数 $\hat{\gamma}$

$$\frac{\zeta'(\hat{\gamma})}{\zeta(\hat{\gamma})} = -\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \ln s_i \quad (6)$$

当区间下界 $s_{\min} > 1$ 时, zeta 函数由广义 zeta 函数替代, 上式变为

$$\frac{\zeta'(\hat{\gamma}, s_{\min})}{\zeta(\hat{\gamma}, s_{\min})} = -\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \ln s_i \quad (7)$$

在正整数情况下, 利用指数参数估计值 $\hat{\gamma}$ 的标准差作为误差估计. 标准差为

$$\sigma = \left(N \left[\frac{\zeta''(\hat{\gamma}, s_{\min})}{\zeta(\hat{\gamma}, s_{\min})} - \left(\frac{\zeta'(\hat{\gamma}, s_{\min})}{\zeta(\hat{\gamma}, s_{\min})} \right)^2 \right] \right)^{\frac{1}{2}} \quad (8)$$

通过估计可以得到指数参数 $\hat{\gamma}$ 以及区间下界 s_{\min} . 但是还需要知道实际数据是否符合假设的幂律分布形式. 通过构造 p 值来量化假设可能性. 通过计算实际数据和假设分布的“距离”, 来实现这种检验. 如果 p 值接近 1 表明实际数据和假设分布是一致的. 如果 p 值接近 0, 则表明假设的分布是不适合实际数据的. 对于 p 的阈值, 相对保守的选择是取 0.1, 有些时候也可以放宽到 0.05. 当

p 值的结果大于阈值时, 那么实际数据服从幂律分布的假设成立, 否则拒绝假设.

本文利用中国商业银行的资产负债表数据, 研究银行间网络的节点强度分布规律. 用三个标准来度量节点强度, 银行间贷款 (IL)、银行间借款 (IB) 和银行总资产 (asset), 时间跨度为 2007 年 - 2010 年. 总计 12 组样本, 每组样本中的银行数量在 112 - 126 之间.

图 1 是在双对数坐标轴下, 2007 年 - 2010 年, 中国的商业银行总资产、银行间贷款、银行间借款的直方图. 从直方图中可以看出, 本文选择的三种银行间网络的节点强度, 在双对数坐标轴下, 都呈现出比较明显的直线形态. 初步可以断定这三种节点强度是服从幂律分布的.

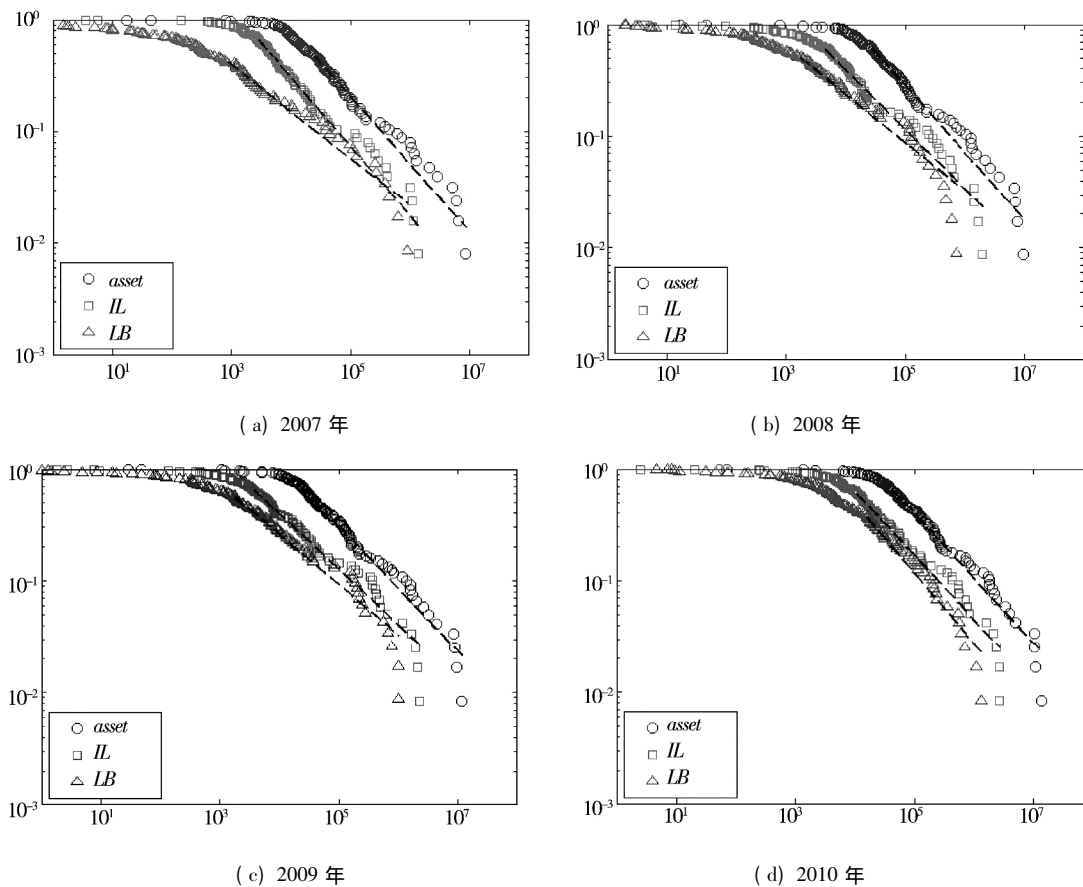


图 1 总资产、银行间贷款、银行间借款的双对数坐标直方图

Fig. 1 Doubly logarithmic plots of total asset, IL and IB

为了更进一步检验这一结论, 对 12 组样本进行了极大似然估计, 估计的结果见表 1. 如果保守估计, p 的阈值取 0.1, 则 12 组样本中有 9 种是满足检验结果的, 即服从幂律分布. 如果放宽 p 的阈

值到 0.05, 则 12 组样本中有 11 种是满足检验结果的. 因此, 总体上来看中国的银行间网络节点强度是服从幂律分布的.

但是, 应当注意只有节点强度服从幂律分布, 还

不能证明网络就是无标度网络. 因此, 还要推导节点强度与节点度之间的关系, 进而确定节点度的分布.

表1 总资产、银行间贷款、银行间借款的幂律分布检验结果

Table 1 Power law distribution test results of total asset, IL and IB

参数	年份	γ 估计值	γ 标准差	s_{min} 估计值	s_{min} 标准差	p 值	样本数
总资产	2007	1.602 0	0.090 2	21 276	9 677.8	0.558	126
	2008	1.599 0	0.081 8	24 482	25 166	0.599	116
	2009	1.558 3	0.081 1	19 825	46 811	0.700	120
	2010	1.579 0	0.081 7	36 020	33 180	0.403	119
银行间贷款	2007	1.618 3	0.082 3	2 528.7	1 315.6	0.819	126
	2008	1.531 7	0.103 5	3 936.3	18 317	0.049	116
	2009	1.495 0	0.128 5	3 260.2	15 509	0.305	119
	2010	1.574 8	0.079 7	9 542.2	6 051.1	0.610	119
银行间借款	2007	1.418 4	0.077 0	761.4	1 842.5	0.228	117
	2008	1.430 0	0.248 9	1 509.6	19 870	0.062	112
	2009	1.446 0	0.157 8	1 568.8	15 395	0.157	116
	2010	1.626 7	0.258 3	14 052	29 494	0.064	119

2.2 节点强度与节点度的相关性

在银行间网络中第 i 个银行的银行间贷款 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, 债务银行数量 out_i 和债权银行数量 in_i 代表了节点 i 的出度和入度. 换言之, 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 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. 这种假设, 直观上是很容易接受的. Soramäki 等^[9] 和 Edson 和 Cont^[14] 也找到了这种单调递增关系的直接证据.

接下来的问题就是这种关系是不是线性的? 实际上节点强度和节点度不可能是线性关系. 比如, 你有 1 万元资金, 你可能会投资两支股票. 但是, 如果你有 1 000 万元资金, 你是不可能投资 2 000 支股票的. 因为, 随着银行间交易的资金量的增加, 每次交易的额度也会增加. 所以, 交易的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.

综合以上两点, 一般而言在银行间网络中存在以下两个特征: (1) 节点度与节点强度是单调

递增的关系, (2) 这种单调递增关系不是线性的, 节点度增加的幅度要小于节点强度增加的幅度. 因此, 可以假设节点强度和节点度符合幂函数关系

$$s = ak^{\beta}, k \in [1, +\infty) \quad (9)$$

其中 s 表示节点强度, k 表示节点度, a 和 β 是参数. 根据上面分析的第二个特征, 则有 $\beta > 1$.

对于式(9) 最直接的证据就是 Soramäki 等^[9] 的研究. 他们的研究表明美国银行间网络中节点度和节点强度符合式(9) 的幂函数关系, 而且 β 的估计值为 $\hat{\beta} = 1.9$ 、标准差为 $\sigma_{\beta} = 0.001$.

对于中国的银行间网络以及多数国家的银行间网络, 节点度的数据是无法获得的. 但是, 节点度也可以看作是一种特殊的节点强度. 作为替代方案, 本文研究两种不同标准下的节点强度之间的关系. 从而可以找到银行间网络不同节点强度之间的规律.

上面, 已经检验了总资产(asset)、银行间借款(IB)、银行间贷款(IL) 三种节点强度的幂律分布. 这里要考察不同节点强度之间的关系. 首先, 用式(9) 中的 k 表示总资产(asset), s 表示银行间借款(IB), 进行回归. 然后, 用式(9) 中的 k 表示总资产(asset), s 表示银行间贷款(IL), 再进行回归. 两种情况的回归结果见表 2.

表 2 总资产与银行间贷款和银行间借款的幂函数回归结果
Table 2 Power function regression results of total asset/IB and total asset/IL

参数	年份	β	t 统计量	常数项	t 统计量	样本数
银行间借款	2008 年	1.143 3	13.88	0.006 8	-5.48	111
	2009 年	1.161 1	16.04	0.006 7	-6.16	113
	2010 年	1.122 1	17.20	0.016 2	-5.46	119
银行间贷款	2008 年	1.071 2	23.78	0.067 0	-5.42	111
	2009 年	1.083 2	22.95	0.055 1	-5.48	113
	2010 年	1.019 9	31.07	0.160 1	-4.82	119

从表 2 可以看出,无论是总资产对银行间借款还是总资产对银行间贷款,统计结果都是显著的。但是,银行间贷款与总资产的 β 值接近 1,这不能排除两者之间存在线性关系。这主要是因为本文样本数据来自 Bankscope 数据库,银行间贷款这一项中并没有把商业银行在中央银行的存款准备金剔除。而中央银行对商业银行的法定存款准备金要求是按照吸收存款的一定比例计提的,商业银行的存款与总资产更接近线性关系,所以商业银行的准备金和总资产也接近线性关系。这可能干扰了回归结果,导致了银行间贷款与总资产的 β 值接近 1。相比之下,银行间借款没有这一干扰,回归结果更可靠。从结果来看,银行间借款与总资产的 β 值明显大于 1。综上分析,在中国的银行间网络中不同标准下的节点强度存在比较明显的幂函数关系。

此外,回归结果中的所有 β 都大于 1,也就是说银行间借款和银行间贷款上升的幅度要大于总资产上升的幅度。这表明规模越大的银行越愿意持有银行间债务。规模大的银行在银行间市场中处于主导地位,它们更容易利用银行间市场管理自身的资产负债情况。这与回归结果是一致的。

2.3 节点度分布

上文已经检验了银行间网络中的节点强度是服从幂律分布的(节点强度可以是总资产也可以是银行间贷款和银行间借款)。另外,也分析了银行间网络中节点强度和节点度是存在幂函数关系的。现在已经具备了研究节点度分布的条件。首先给出下面定理。

定理 已知 $y = ax^\beta, x \in (0, +\infty)$, 并且 x 服从幂律分布,其概率分布函数为 $f(x) = Cx^{-\gamma}, x \in (0, +\infty)$, 则 y 也是服从幂律分布的。

证明 显然 $y = ax^\beta$ 是单调连续函数,其反函数为

$$h(y) = \left(\frac{y}{a}\right)^{1/\beta}, y \in (0, +\infty) \quad (10)$$

而且反函数存在连续的一阶导

$$h'(y) = \frac{1}{a\beta} \left(\frac{y}{a}\right)^{\frac{1}{\beta}-1} = \frac{1}{a\beta} \left(\frac{y}{a}\right)^{\frac{1-\beta}{\beta}}, y \in (0, +\infty) \quad (11)$$

所以 $y = ax^\beta$ 的概率密度函数为

$$\varphi(y) = C_y y^{-\alpha}, y \in (0, +\infty) \quad (12)$$

其中

$$\alpha = \frac{\gamma + \beta - 1}{\beta} \quad (13)$$

$$C_y = \frac{C}{\beta} \left(\frac{1}{a}\right)^{-\frac{\gamma-1}{\beta}} \quad (14)$$

根据式(12)可知 y 也是服从幂律分布的,而且 y 的标度参数 α 和 x 的标度参数 γ 满足式(13)的关系。特殊情况,当 $\beta = 1$ 时,即当 y 和 x 是线性关系的时候, y 的标度参数就等于 x 的标度参数 γ 。证毕。

根据上面定理可以得出结论,如果银行间网络中的节点强度是服从幂律分布,而且节点强度和节点度是存在幂函数关系,那么节点度一定是服从幂律分布的,即银行间网络就是无标度网络。因此,结合前面中国的银行间网络节点强度分析,可以发现中国的银行间网络也呈现出无标度网络特征。不仅如此,根据式(13),还可以大致推测出中国银行间网络节点度分布的标度参数。这可以帮助本文比较几个国家的银行间网络特征。表 3 列出了文献中出现的银行间网络特征的主要参数。

从表 3 可以看出,美国的银行间网络参与的银行数量最多,平均是 5 086 家,其次是奥地利和巴西。应当说明,虽然本文选用的中国样本不能包括所有参与银行间市场的银行,但是基本上涵盖大部分。样本中银行的总资产占到了中国所有银行业金融机构总资产的 90% 以上。所以中国

的银行间网络相比其他国家节点数量要少很多. 从节点度和节点强度的标度参数来看,奥地利和巴西的标度参数最大,其次是美国,中国的标度参

数最小. 标度参数小说明了银行间网络的集中度高,也就是少数银行占有了大部分的银行间业务. 相比之下奥地利和巴西的银行间网络更加的分散.

表 3 四个国家银行间网络对比

Table 3 Interbank network comparison of four countries

文献	研究对象	节点数(银行数量)	节点度的标度参数	节点强度的标度参数
Boss 等 ^[13]	奥地利	900	(2. 65)	1. 87
Soramäki 等 ^[9]	美国	5 086	2. 11 2. 15	(1. 58 ,1. 61)
Edson 和 Cont ^[14]	巴西	595	2. 84 2. 46	(1. 97 ,1. 77)
本文	中国	118	(2. 05 ,1. 91)	1. 55 ,1. 48

- 注: 1. 一般研究都采用了多期样本, 每期样本包含的银行数量不一样, 所以表中的银行数量是平均值.
 2. 文献中对于节点度和节点强度的标度参数都是只给出了两者之一的结果. 为了对比, 利用式(13) 的关系, 在 $\beta = 1.9$ 时, 计算出另一个标度参数值. 表中不带括号的数据是文献中结果, 带括号的数据是本文计算的. 应当指出 $\beta = 1.9$ 是在美国样本下估计出来的(Soramäki 等). 所以, 对于其他样本, 括号中的数据可能存在误差, 但是并不影响标度参数大小的排序. 这对于研究几个国家银行间网络的集中度足够了.
 3. 表中有两个数据的, 前面数据表示出度, 后边数据表示入度. 只有一个数据的, 则表示出度、入度相同.
 4. 本文测算的中国样本节点强度的标度参数是表 1 中 2007 年—2010 年对应的银行间贷款和银行间借款标度参数的平均值.

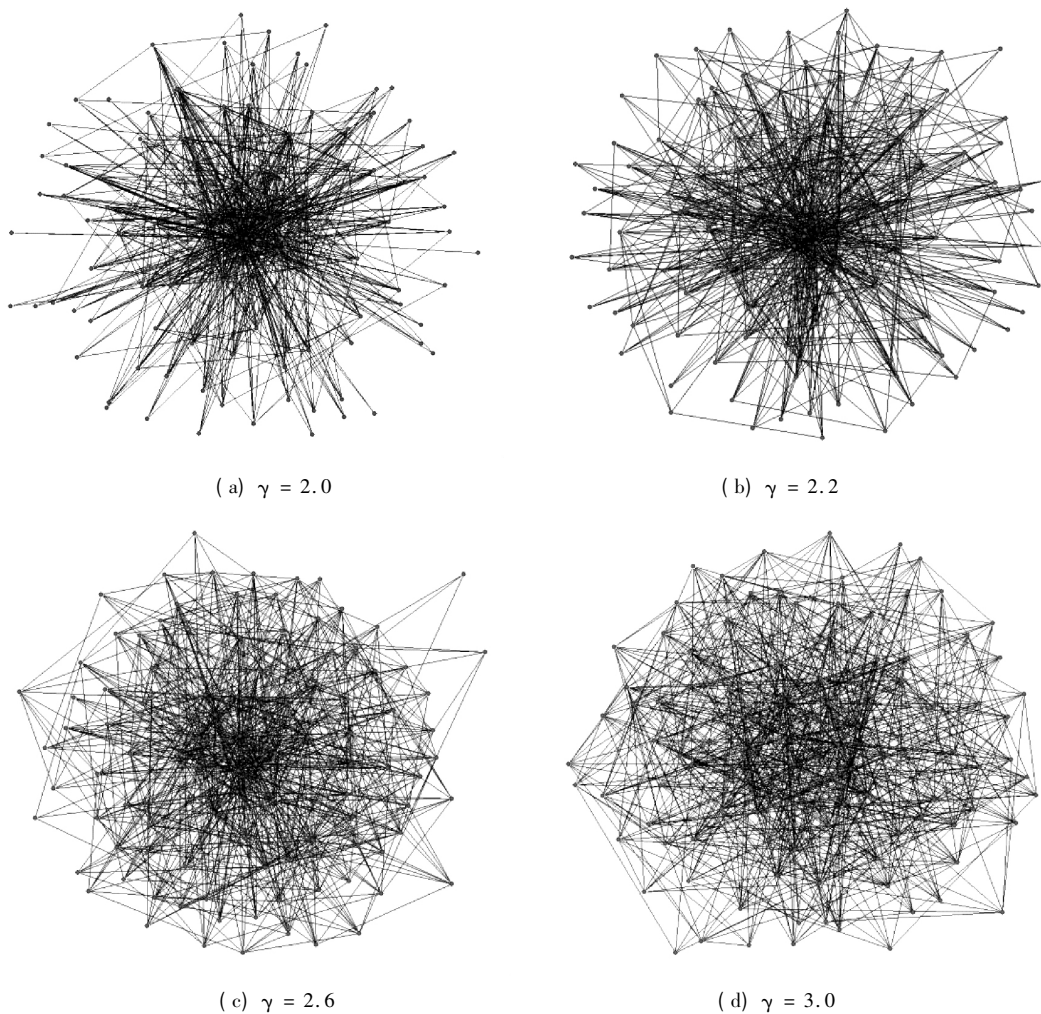


图 2 不同标度参数下的网络结构

Fig. 2 Network structures with different scaling parameters

为了直观展现标度参数与集中度的关系,本文模拟了节点数为 100,平均度为 10 的不同标度参数下的网络结构图,见图 2。从图 2 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。从标度参数来看,图 2 中(a)相当于中国的银行间网络,图 2 中(b)与美国的银行间网络相似,图 2 中(c)接近奥地利和巴西的银行间网络,巴西的银行间网络中的标度参数有时能超过 3.0,相当于图 2 中(d)。

3 结束语

由于网络模型可以很好地刻画银行系统性风险,所以学者们开始关注银行间网络结构的特征。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。这限制了银行间风险传染和银行系统性风险等研究的进一

步深入。

本文则提出了一种利用可获得的公共数据间接分析银行间网络特征的方法。首先,利用可获得的银行间网络的节点强度(银行间贷款和银行间借款)数据,检验其分布。其次,分析银行间网络节点强度与节点度的规律,研究表明两者存在幂函数关系。最后,在已知的节点强度分布规律以及节点强度和节点强度的幂函数关系下,推导出节点度的分布规律,并证明了当节点强度服从幂律分布时节点度也服从幂律分布。本文的研究工作可能对同类研究有些帮助,可能有助于相关研究的深入。

本文对中国银行间网络进行分析,研究表明:中国的银行间网络的节点强度服从幂律分布,具有无标度网络特征。与美国、奥地利、巴西等国相比,一方面中国的银行数量最少。另一方面中国的银行间网络标度参数最小,说明中国的银行间网络的集中度最高。而网络标度参数的大小、集中度高,对银行系统稳定性的影响,目前仍在研究探索阶段,是未来有待继续研究的问题。

参 考 文 献:

- [1]林 欣. 金融危机政府救助措施的比较与启示——基于政治制度视角的分析[J]. 现代财经(天津财经大学学报), 2012, (7): 78-85, 104.
Lin Xin. The comparison and enlightenment on the measures of government bailout for the financial crisis: On the basis of the political regime analysis[J]. Modern Finance and Economics: Journal of Tianjin University of Finance and Economics, 2012, (7): 78-85, 104. (in Chinese)
- [2]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)
- [3]Allen F, Gale D. Financial contagion[J]. Journal of Political Economy, 2000, 108(1): 1-33.
- [4]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.
- [5]Thurner S, Hanel R, Pichler S. Risk trading, network topology and banking regulation[J]. Quantitative Finance, 2003, 3(4): 306-319.
- [6]Elsinger H, Lehar A, Summer M. Risk assessment for banking systems[J]. Management Science, 2006, 52(9): 1301-1314.
- [7]Watts D J, Strogatz S H. Collective dynamics of 'small-world' networks[J]. Nature, 1998, 393: 440-442.
- [8]Martinez-Jaramillo S, Perez O P, Embriz F A, et al. Systemic risk, financial contagion and financial fragility[J]. Journal of Economic Dynamics & Control, 2010, 34(11): 2358-2374.
- [9]Soramäki K, Bech M, Arnold J, et al. The topology of interbank payment flows[J]. Physica A, 2007, 379(1): 317-333.
- [10]Becher C, Millard S, Soramäki K. The Network Topology of CHAPS Sterling[R]. UK: Bank of England, 2008, No. 355.

- [11] Anand K , Gai P , Kapadia S , et al. A network model of financial system resilience [J]. *Journal of Economic Behavior and Organization* , 2013 , 85: 219 – 235.
- [12] Barabasi A L , Albert R. Emergence of scaling in random networks [J]. *Science* , 1999 , 286(5439) : 509 – 512.
- [13] Boss M , Elsinger H , Summer M , et al. Network topology of the interbank market [J]. *Quantitative Finance* , 2004 , 4(6) : 677 – 684.
- [14] Edson B , Cont R. The Brazilian Interbank Network Structure and Systemic Risk [R]. Brazil: Central Bank of Brazil , 2010 , No. 219.
- [15] 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.
- [16] 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.
- [17] Clauset A , Shalizi C R , Newman M E J. Power-law distributions in empirical data [J]. *SIAM Review* , 2009 , 51(4) : 661 – 703.

Interbank network scale-free characteristics

SUI Cong^{1 2} , *WANG Zong-yao*³

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

Abstract: Bank systemic risk based on network model has recently become a hot topic. Due to the inaccessibility of interbank sensitive data , it is very difficult to make a breakthrough on it. This paper proposes a new method of analyzing interbank network characteristics. Firstly , this paper tests the distribution rule of interbank network node strength. Furthermore , we find out that interbank network node strength and its node degree follow the power function relationship. The paper proves that if node strength follows power law distribution , node degree also does. Finally , we deduce that China is characterized by scale-free interbank network with the highest concentration and the minimum scaling parameter compared with other countries.

Key words: interbank network; scale-free network; systemic risk; network structure