

动态银行网络系统中系统性风险 定量计算方法研究*

范宏[†]

(东华大学旭日工商管理学院, 上海 200051)

(2013年10月8日收到; 2013年10月24日收到修改稿)

采用复杂网络理论研究银行网络系统中的系统性风险问题已有较多的报道. 这些研究大多假设银行网络系统是静态的(银行节点是静态的, 银行节点间的借贷关系也是静态的), 然后在系统性风险已经累积到爆发的情况下, 研究风险爆发后, 风险在静态网络系统中的传染与网络结构的关系. 然而对于系统性风险如何在银行网络中累积直至爆发的问题的研究还很少. 系统风险的累积过程需在动态演化的银行网络系统中才能实现, 同时观察风险累积过程需对系统风险进行定量估算. 因此, 本文首先建立带有宏观经济趋势及多期清算的动态银行网络系统模型; 提出系统风险的定量计算方法; 最后对系统风险进行仿真计算与分析, 得到了系统风险变化曲线, 显示了系统风险累积的过程. 该研究为定量研究动态银行网络系统的风险累积问题奠定了基础.

关键词: 复杂网络系统, 复杂动态银行网络, 系统性风险, 系统性风险累积

PACS: 89.75.Hc, 89.75.-k

DOI: 10.7498/aps.63.038902

1 引言

复杂银行网络系统是节点为银行的复杂网络系统, 它具有和其他复杂网络系统一样的本质上的复杂性: 拓扑结构的复杂性、复杂的节点动力学行为、以及节点之间的复杂的动态交互行为. 拓扑结构的复杂性不仅在于节点间复杂的静态连接拓扑, 而且在于网络的拓扑结构随时间演化(例如由银行和银行之间的信贷拆借关系而形成的银行网络连接拓扑随着时间的变化而变化); 复杂的节点动力学行为表现为节点本身的动态特性(如银行节点的资产和负债随着时间的变化而演化的行为); 节点与节点的复杂的动态交互行为表现为随时间演化的银行之间的投资以及借贷关系对各银行节点的资产和负债的影响. 本文称这种既有拓扑结构的

演化又有节点动力学演化的银行网络系统为动态演化的银行网络系统. 复杂银行网络系统的本质复杂性的另一方面是其群体动力学行为非常复杂, 其复杂性表现之一为突然从稳定的状态转换到一个意想不到的不同状态(如临界点‘tipping points’, 阈值和断点‘thresholds and breakpoints’). 这种复杂现象的表现形式有1929年华尔街崩溃, 1983年的大萧条, 以及2008年的美国金融危机. 这种以金融危机形式表现的复杂银行网络系统的群体动力学行为和银行系统的系统性风险(即一个或几个银行节点倒闭后, 由于多米诺效应导致其他银行级联倒闭的风险)有密切的联系. 近年来, 有很多学者采用复杂网络系统领域的研究方法对银行系统性风险进行了研究, 这些研究可归纳为两种: 一是银行直接的信贷关系网络结构对系统性风险的影响; 二是银行的间接联系网络对系统性风险的影响.

* 国家自然科学基金(批准号: 70971021, 71371046)和上海市教委基础创新重点项目(批准号: 12ZS055)资助的课题.

[†] 通讯作者. E-mail: hongfan@dhu.edu.cn

1.1 由直接信贷关系构成的银行网络中的系统性风险

Allen 和 Gale^[1] 是最早从事银行信贷关系网络中系统性风险传染研究的研究者. 他们主要研究在不同的静态网络结构下, 银行系统对风险传染的反应. 根据 Diamond 和 Dybvig^[2] 引入的消费者具有不同流动性偏好的假设, 银行将遭受消费者具有不同流动性偏好引起的流动性冲击, 银行之间为了抵制这样的流动性冲击而采取互相提供信贷的方法, 这样银行之间就产生了信贷关系, Allen 和 Gale 研究的是由这种信贷关系形成的银行之间风险互相传染的风险. Allen 和 Gale 发现, 不完全的网络结构比完全的网络结构(完全的网络结构是指所有的银行互相之间都有信贷联系)更具有传染的风险. Freixas 等^[3] 研究了银行在消费者资金撤回的流动性冲击下风险的传染. 类似于 Allen 和 Gale 的模型, Freixas 等的模型中的银行相互提供信贷以规避区域性的流动性冲击. 结果发现, 银行与银行之间的连接度越高, 越能使单个银行发生危机时较快地恢复. 银行间连接度高的缺点是不能淘汰一些效率低下的银行. 这个结果与 Allen 和 Gale 的结果类似. 但 Freixas 等进一步发现, 银行系统稳定性的关键因素是存款人是否选择一个主要银行作为自己的存款银行. Leitner^[4] 研究了最优的银行网络结构, Leitner 认为最优的银行网络结构应该选择在风险共享与潜在的“多米诺骨牌”崩溃之间权衡. Vivier-Lirimont^[5] 从另一个角度研究了银行的最优的网络结构. 他是从提高存款人的效用角度出发, 研究银行与银行之间的最优网络结构. 他发现稀疏的网络结构也就是说一个银行与有限的一些银行的连接符合帕累托(pareto)最优分配. Dasgupta^[6] 使用了全局博弈(game)概念, 在排除了银行系统的多个平衡点的基础上, 研究了存款者挤兑银行的情况下, 哪种情况最终导致银行系统的崩溃. 尽管 Dasgupta 只研究了两个银行, 但是如果将该研究方法放入网络化的研究中, 将会具有更大的意义. Iori^[7] 研究了随机网络结构下, 银行节点为异质或同质的情况下的银行网络系统的稳定性. 他们发现, 银行节点为同质的情况下银行网络系统更稳定. 而银行节点为异质性时, 银行网络系统的稳定性与连接度呈现非单调的关系. Nier 等^[8] 发现了银行之间的连接度对系统性风险的影响是非单调的. 初始时, 稍微增加连接度, 增加了传染, 当

连接度增加到一定的值, 反而增加了银行系统的稳定性. Caccioli 等^[9] 研究了当银行网络中的节点遭受随机冲击和选择性冲击的情况下, 网络拓扑结构对系统性风险的影响. 他们发现, 当银行网络中的某一个节点遭受随机冲击时, 无标度网络结构比随机网络结构产生系统性风险小. 而当冲击选择连接度高的节点的时候, 无标度网络结构比随机网络结构产生的系统性风险大. Lenzu 等^[10] 研究了不同的银行网络拓扑结构对异质性银行网络系统性风险的影响. 他们发现, 在流动性冲击与节点选择的随机性冲击下, 随机的网络结构比无标度网络结构具有较小的系统性风险.

1.2 具有间接联系的银行之间风险的传染

在银行与银行间的联系建立在具有相似资产组合的模型的基础上, Lagunoff 和 Schreft^[11], Harald^[12] 研究了该模型中发生的两种类型的金融危机. 一是某个银行由于受到冲击而重新分配它的资产组合. 在这种情况下, 资产损失逐渐扩大, 使更多银行的资产陷入危机, 导致金融危机的发生. 另一种类型的发生是由于一些银行事前把资产转移到更安全的资产组合上, 导致一些资产价格下降, 从而使一些银行陷入危机. de Vries^[13] 做了类似的研究, 由于银行资产的相关性, 导致了银行资产分布的肥尾(fat tail)性质, 给银行带来了倒闭的风险. Cifuentes^[14] 在考虑了银行间具有相似资产组合的基础上, 进一步考虑了银行间的直接信贷的联系, 即考虑在一个完全连接的网络结构中, 每个银行拥有相似的资产组合的情况. Cifuentes 发现在这种网络模型中, 传染的风险主要来自于资产价格的下降.

综上所述, 国内外学者从不同的视角对银行网络系统风险开展了很多有益的研究, 取得了大量的研究成果. 但是, 已有的研究尚存在以下的局限性. 目前绝大多数对银行网络系统性风险的研究考虑的是银行网络的拓扑结构与系统性风险传染的关系问题. 其研究的假设前提是银行网络系统中的系统性风险已经累积到爆发的程度, 并假设网络中的银行节点的行为是静态的(即每个节点的资产、负债等是给定的, 不随时间的变化而变化), 并且银行节点之间的耦合行为也是静态的(即银行之间的借贷关系也是给定的, 不随时间变化而变化). 在这种给定的“静态”模式下, 研究当一个或几个银行倒闭时带来的“多米诺骨牌”(domino)式的级联

倒闭的情况, 得出网络拓扑结构与“多米诺骨牌”(domino)式的级联传染的关系. 但目前的研究尚不能回答以下重要的问题: 系统性风险是如何在网络系统中逐步累积直至爆发的? 对这个问题的研究目前还未见. 因为风险累积是一个动态的过程, 要研究这个重要的问题, 本文在借鉴了传统的银行网络的理论方法^[1,7,10], 以及物理研究领域的动态复杂网络的思想^[15-19]之后, 首先构建动态演化的银行网络系统理论模型; 在构建的理论模型基础上, 定量计算动态银行网络系统模型下的系统性风险. 通过定量计算动态银行网络系统模型下的系统性风险, 本论文可以观察到动态银行网络系统模型中的风险累积的过程, 为研究风险累积的问题奠定前期基础.

2 动态银行网络系统模型

首先根据银行的资产负债表的演化, 建立单个银行节点的动态演化方程

$$V_i(t) = L_i(t) + \sum_{s=0}^{\tau} I_i(t-s) - A_i(t), \quad (1)$$

$V_i(t)$ 为 t 时刻银行 i 的所有者权益, $L_i(t)$ 为 t 时刻银行 i 的流动性资产. $\sum_{s=0}^{\tau} I_i(t-s)$ 为 t 时刻银行 i 的所有的投资之和, τ 为投资回收期. $A_i(t)$ 为 t 时刻银行 i 的储蓄, 流动性资产 $L_i(t)$ 为

$$L_i(t) = \hat{L}_i(t) - D_i(t) - I_i(t) + \sum_{j=1}^N c_{i,j} B_{i,j}(t) - \sum_{j=1}^N c_{i,j} O_{i,j}(t), \quad (2)$$

其中 N 为银行网络中银行的数量; $\hat{L}_i(t)$ 为银行进行投资、分红以及借贷前的流动性资产, 其组成部分由 (3) 式来表达; $D_i(t)$ 为银行 i 在 t 时刻的分红, 由 (4) 式来计算; $I_i(t)$ 为 t 时刻银行 i 的投资, 由 (7) 式计算; $c_{i,j}$ 描述银行 i 和银行 j 的连接关系, 如果银行 i 和银行 j 有连接, 则 $c_{i,j} = 1$, 否则 $c_{i,j} = 0$, $c_{i,j}$ 随机产生, $c_{i,j} = 1$ 的概率为 C ; $B_{i,j}(t)$ 表示银行 i 向银行 j 的借款额, $B_{i,j}(t) > 0$ 表示银行 i 向银行 j 有借款; $O_{i,j}(t)$ 表示银行 i 向银行 j 的贷款额. $B_{i,j}(t)$ 和 $O_{i,j}(t)$ 由银行之间的相互拆借所决定. 本文的拆借期限为多期, 即银行首先在下一期清偿其所有的储户的取款和存款利息, 当有流动性剩余时才清偿上一期的银行间借款

$\sum_{j=1}^N c_{i,j} B_{i,j}(t)(1+r_b)$, 如果当清偿储户的取款和存款利息后, 没有剩余清偿上一期的银行借款 $\sum_{j=1}^N c_{i,j} B_{i,j}(t)(1+r_b)$, 则延后到下一期进行清偿 (其中 r_b 为银行间拆借的利率). 如果银行通过银行间拆借不能偿还其所有的储户的取款或存款利息, 则该银行划入倒闭银行, 从银行网络系统中除去, 其剩余资产进行银行间的清算. $\hat{L}_i(t)$ 按下式计算:

$$\begin{aligned} \hat{L}_i(t) = & L_i(t-1) + A_i(t) - A_i(t-1) \\ & - r_a A_i(t-1) + \rho_i(t) \sum_{s=1}^{\tau} I_i(t-s) \\ & + I_i(t-\tau), \end{aligned} \quad (3)$$

式中 r_a 为银行存款利率, $\rho_i(t)$ 为银行 i 时间 t 时刻的投资收益率, 由 (9)–(12) 式来描述. (2) 式中, 银行 i 在 t 时刻的分红 $D_i(t)$ 计算如下:

$$\begin{aligned} D_i(t) = & \max[0, \min[\rho_i(t) \sum_{s=1}^{\tau} I_i(t-s) \\ & - r_a A_i(t-1), \hat{L}_i(t) - \beta A_i(t), \hat{L}_i(t) \\ & + \sum_{s=1}^{\tau-1} I_i(t-s) - (1+\chi)A_i(t)]]], \end{aligned} \quad (4)$$

在 (4) 式中, χ 为资本储蓄比, β 为存款准备金率, 银行 i 能够分红的条件是满足 $\hat{V}_i(t)/A_i(t) \geq \chi$, 其中

$$\hat{V}_i(t) = \hat{L}_i(t) + \sum_{s=1}^{\tau-1} I_i(t-s) - A_i(t), \quad (5)$$

储蓄 $A_i(t)$ 由下式决定:

$$A_i(t) = (1 + \sigma_A \eta_t) \bar{A}, \quad (6)$$

σ_A 为所有银行随机存款的标准差, \bar{A} 为所有银行随机存款的均值, $\eta_t \in N(0, 1)$. 投资 $I_i(t)$ 由 (7) 式决定如下:

$$I_i(t) = \min\{\max[0, \hat{L}_i(t) - \beta A_i(t) - D_i(t)], \omega_i(t)\}, \quad (7)$$

其中 $\omega_i(t)$ 为 t 时刻银行 i 的投资机会, 其由 (8) 式来表达:

$$\omega_i(t) = |\delta \bar{A} + \sigma_w \eta_t|, \quad (8)$$

式中, δ 为常数, σ_w 为所有银行投资机会的标准差. 由于各个银行的投资收益率 $\rho_i(t)$ 受到宏观经济形势的影响, 具有趋势及互相关的性质 (具有趋势及互相关的性质的变量也有助于清楚展现系统风险的累积过程), 它们满足以下方程:

$$x_i(t) = \gamma_1 x_i(t-1) + \gamma_2 \xi_i(t) + (1 - \gamma_2) \zeta(t), \quad (9)$$

$$\rho_i(t) = \gamma_3 x_i(t) + \gamma_4, \quad (10)$$

$$\xi_i(t) \in N(0, 1), \quad (11)$$

$$\zeta(t) \in N(0, 1), \quad (12)$$

γ_1 参数控制了趋势的强弱; γ_2 控制了互相关的强弱, γ_2 越大则互相关越弱; γ_3 控制了波动大小, γ_4 控制了均值的大小.

3 系统性风险的定量计算方法的提出

如上文描述, 整个银行网络系统随时间 t 演化, 对某一银行如银行 1 而言, 它的流动性资产、所有者权益、投资收益率等变量都是随着时间的变化而变化 (如图 3 (a), (b) 所示). 在银行网络系统的演化过程中, 银行网络系统中的银行会发生“突然”大量倒闭的情况. 图 3 (c) 所示的是银行网络中存活的银行数量随时间变化的情况. 如图 3 (c) 所示, 银行网络系统在 $t = 200$ 以前没有银行倒闭, 在 $t > 200$, 突然有大量银行倒闭. 这种情况是由于银行系统的系统性风险造成的, 按照多数文献的定义 [3,7,10], 系统性风险可定性定义为: 银行系统中一个或几

个银行倒闭后, 因连锁反应而引起系统中其他银行级联倒闭的风险. 我们可以直观地知道, 在时间 $t = 200$, 系统性风险已很大, 因为 $t > 200$ 后有大量的银行倒闭, 但这个系统风险是一个逐步累积的过程, 也就是说, 在 $t = 0$ 到 $t = 200$ 的过程中, 银行网络系统虽然没有银行倒闭, 但其系统性风险在逐步累积, 累积到 $t = 200$ 时, 风险突然爆发. 为了得到系统风险如何逐步累积的过程, 需要对各个时刻的银行网络系统的系统性风险进行定量计算. t 时刻的银行网络系统的系统性风险由 t 时刻的银行网络系统的内部变量值即内部状态及内部参数决定, 而不是由银行网络系统的外部因素 (如储蓄利率, 投资回报率) 决定, 外部因素通过影响银行网络系统的内部变量从而影响银行网络系统风险. 虽然我们不知道 t 时刻的银行网络系统的系统风险是 t 时刻银行网络系统的内部状态和内部参数的函数, 但由于银行网络系统的复杂性, 我们无法得到这个函数关系, 我们只能通过仿真计算得到 t 时刻系统风险计算值. 下面我们讨论如何进行仿真计算得到系统风险计算值.

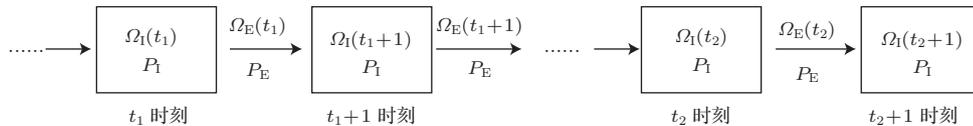


图 1 银行网络系统随时间变化的演化图 ($\Omega_I(t_1)$: t_1 时刻内部变量集; P_I : 内部参数集; $\Omega_E(t_1)$: t_1 时刻外部变量集; P_E 外部参数集)

假设银行网络系统的演化过程如图 1 所示, 它在 t_1 时刻的内部变量集为 $\Omega_I(t_1)$, 内部状态 (变量集) 包含 $V_i(t_1), L_i(t_1), I_i(t_1 - s), B_{i,j}(t_1)$ 等变量, 银行网络的内部参数集 P_I 包含 $r_b, \chi, \beta, \tau, N, \bar{A}$ 等参数. 网络在外部因素如储蓄波动 (σ_A)、储蓄利率 (r_a)、投资机会波动 (σ_w)、及投资收益率 (由参数 r_1, r_2, r_3, r_4 确定) 的影响下随时间演化. 银行网络在 t_1 时刻的系统风险 $Risk(t_1)$ 由 t_1 时刻的内部变量集 $\Omega_I(t_1)$ 和内部参数集 P_I 决定, 同理, t_2 时刻的系统风险 $Risk(t_2)$ 由 $\Omega_I(t_2)$ 和 P_I 确定. 那么我们如何比较 $Risk(t_1)$ 和 $Risk(t_2)$ 的大小呢? 如图 2 所示, 由于 t_1 和 t_2 时刻的银行网络系统的内部状态 (变量集) 不同, 我们可以将 t_1 和 t_2 时刻的银行网络系统分别看作银行网络 A 和银行网络 B. 然后让银行网络 A 和 B 分别在相同的外部因素 (相同的储蓄波动、储蓄利率、投资机会波动、及投资收益率) 的影响下进行演化, 我们分别统计它们在演化过程中银

行的倒闭情况, 倒闭多的银行网络系统 (如 $\Omega_I(t_1)$ 对应的银行网络 A) 被认为系统风险大. 为了让银行系统出现倒闭的情况, 我们让储蓄波动具有恰当 的强度, 即我们让银行网络系统承受一定强度的储蓄波动冲击. 基于这样的考虑, 本文计算系统性风险如下: 在固定强度的随机储蓄波动冲击下, 在固定的储蓄利率和固定的投资收益率的条件下 (投资收益率由 (9)–(12) 式产生, 一旦产生后, 它在随后的试验中被固定), t 时刻银行网络系统在初始条件 $\Omega_I(t_1)$ 下演化若干时间步, 计算演化中倒闭的银行的平均数量的归一化值 $Risk(t)$. $Risk(t)$ 即为系统性风险计算值, 这个值可表示如下:

$$Risk(t) = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^{N_e} \frac{M_j}{N_e}, \quad (13)$$

式中, N 表示网络中银行的数量, N_e 表示试验的次数, M_j 表示当第 j 次试验时倒闭的银行的数量,

$\sum_{j=1}^{N_e} \frac{M_j}{N_e}$ 表示 N_e 次试验时银行倒闭数量的平均值, 这个平均值再除以 N 则成为倒闭银行数量平均值的归一化值. 在极端情况下, 一定强度的储蓄的波动将引起所有银行的倒闭, 此时系统风险性最大, 值为 1 (Risk = 1); 另一极端情况为一定强度的储蓄的波动不会引起任何其他银行的倒闭, 此时系统风险性最小, 值为 0 (Risk = 0). 每次试验的过程如下:

假设 t 时刻银行网络系统的内部状态为 $\Omega_I(t)$ (此状态由 $V_i(t), L_i(t), I_i(t-s), B_{i,j}(t)$ 等变量确定), 如图 2 所示, 设计一个银行网络 A, 此网络的初始状态 $\Omega_I^A(0) = \Omega_I(t_1)$, 内部参数为 P_1 , 假设此银行网络遭受一定强度的随机储蓄波动冲击, 然后对此银行网络进行清算和演化, 让银行网络系统演化 T_d 时间步 (本文取 $T_d = 3\tau$), 统计因储蓄冲击引起连锁倒闭的银行的数量, 然后重复此试验 N_e 次.

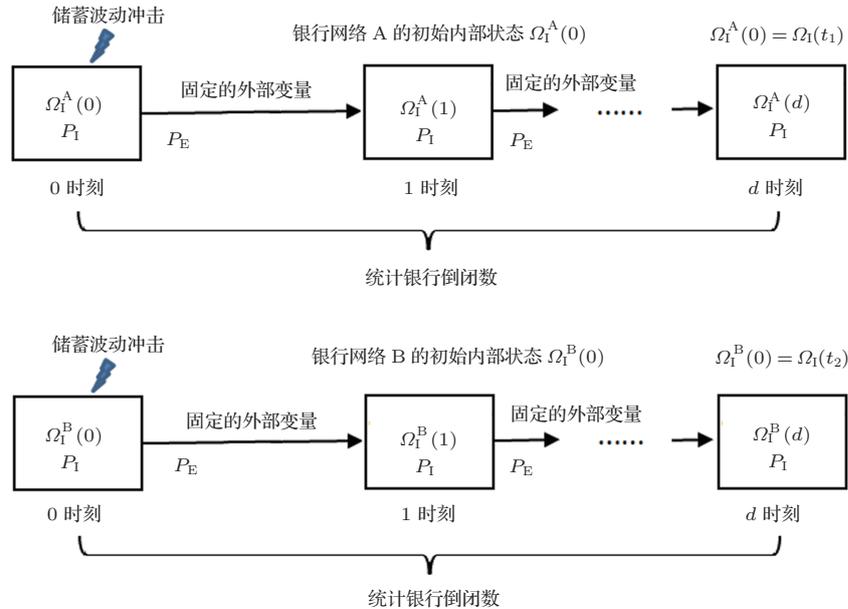


图 2 两个银行网络系统在固定外部情况下的演化. A 和 B 网络对应图 1 中不同时刻的网络. A 网络的初始状态对应图 1 中的 t_1 时刻; B 网络的初始状态对应图 1 中的 t_2 时刻

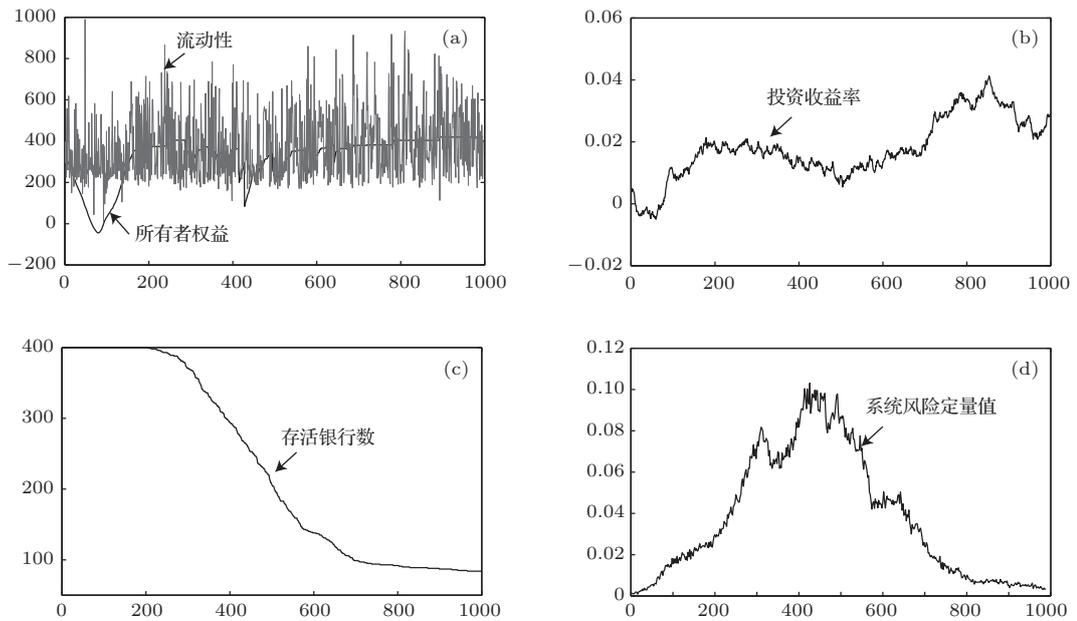


图 3 动态银行网络系统的演化及其风险累积 (模型的参数设置如下: $N = 400, \bar{A} = 1000, r_b = 0.005, \chi = 0.3, \beta = 0.25, \tau = 3, \delta = 0.35, \sigma_A = 0.15, C = 0.05, r_a = 0.003, \sigma_w = 0.25, \gamma_1 = 0.9995, \gamma_2 = 0.5, \gamma_3 = 0.001, \gamma_4 = 0.005$) (a) 银行网络中某一典型银行的流动性资产、所有者权益的演化; (b) 银行网络中某一典型银行的投资收益率随时间变化的曲线; (c) 排除倒闭银行后的存活银行的数量随时间变化的曲线; (d) 系统性风险大小随时间变化的曲线

4 系统性风险的仿真计算及其分析

根据系统性风险的定量定义, 我们计算得到银行网络系统系统性风险随时间演化的过程(如图3(d)所示). 从图3(d)可以看出, 虽然在 $t < 200$ 时几乎没有银行倒闭, 但系统性风险却不断在累积, 在 $t = 450$ 附近时系统性风险到达最大. 在 $t > 500$ 时, 系统性风险逐渐减少, 这是由于在 $t > 500$ 时, 大量银行的倒闭导致系统性风险得到了足够的释放, 由生存下来组成的银行网络的系统性风险相应减少. 图4—6描绘了另外一些参数条件下的银行网络系统性风险变化曲线. 这些曲线的共同特点是

风险逐步累积, 到达最高点后逐渐下降, 下降的原因也是由于银行倒闭使得系统性风险得到释放.

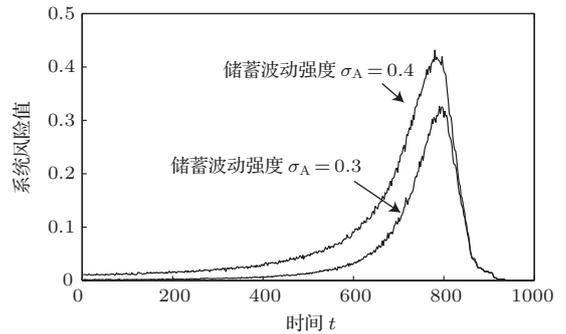


图4 同一动态银行网络系统遭受不同强度储蓄冲击时的系统风险度计算值 ($\gamma_2 = 0.2, \sigma_A = 0.4$ 或 0.3 , 其他参数的取值和图3相同)

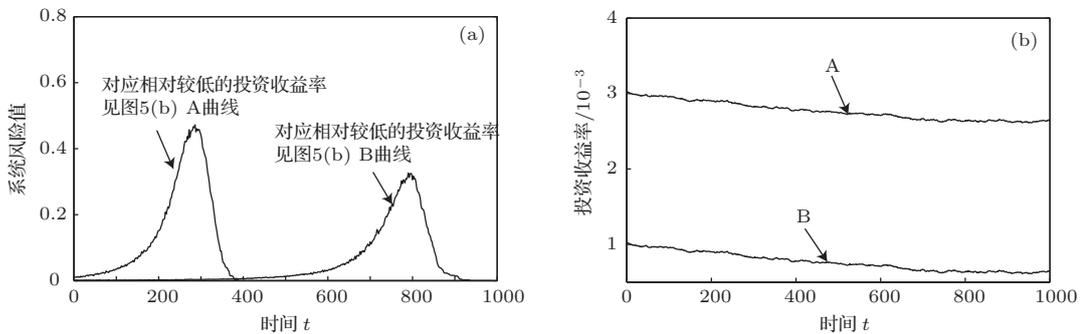


图5 同一动态银行网络系统对应不同投资收益率时的系统风险度计算值 ($\gamma_1 = 0.9995, \gamma_2 = 0.2, \gamma_3 = 0.0005$. 对于A曲线, $\gamma_4 = 0.001$; 对于B曲线, $\gamma_4 = 0.003$. 网络的其他参数和图3相同) (a) 分别对应两种不同投资收益率的两组系统风险值曲线; (b) 网络在两组 γ_4 参数下产生的两组投资收益率曲线, 其代表了网络中某一典型银行的两组投资收益率

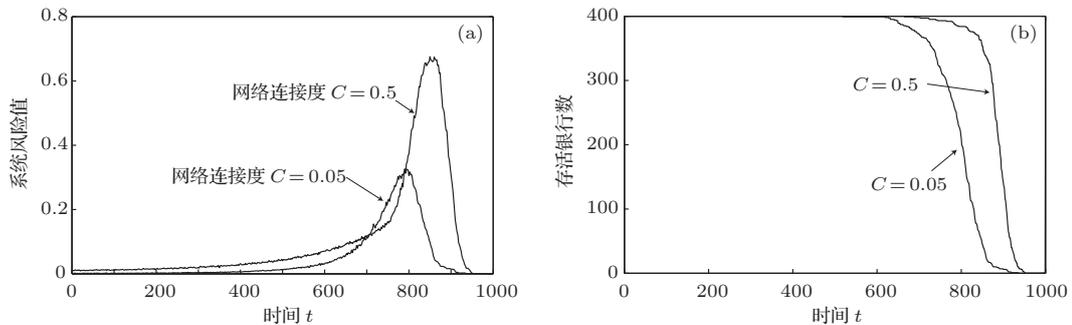


图6 不同连接度情况下的系统风险度计算值和存活银行数曲线 (除 $\sigma_A = 0.3, C = 0.5$ 或 $C = 0.05$ 以外, 其他参数的取值和图4相同)

图4中的两条曲线分别为波动强度 $\sigma_A=0.3$ 和 $\sigma_A=0.4$ 时的系统风险计算值, 图4中的两条曲线对应的是同一个动态银行网络系统. 可见不同强度大小的储蓄波动冲击将影响系统性风险的计算值, 因此如上文所述, 为了使得系统性风险的计算值有可比性, 我们应固定储蓄波动冲击的强度. 太大的冲击可能会导致稳定性很好的银行网络中很多的银行倒闭; 太小的冲击可能不能让濒临崩

溃的银行网络中的银行倒闭, 从而起不到冲击的作用. 我们一般将冲击固定在中等强度, 本文取 $\sigma_A = 0.3$. 图5(a)显示了两条系统性风险变化曲线, 左边的一条对应的投资收益率较低(参数 γ_4 较小, $\gamma_4 = 0.001$), 右边的那一条对应的投资收益率比左边那一条略高 ($\gamma_4 = 0.003$). 左边的曲线对应的风险累积比右边的曲线快, 这是由于低的投资收益率造成银行网络系统中银行的流动性降低. 系统

风险的累积和很多的因素有关, 如和银行间的连接特性有关, 图 6 所示的是连接度分别为 $C = 0.5$ 和 $C = 0.05$ 时的风险累积曲线, 图 6 显示虽然高的连接度可以推迟系统性风险爆发的时间(图 6(a) 中对应连接度高的曲线的峰值时间比对应连接度低的曲线的峰值时间晚, 同时图 6(b) 中对应连接度高的银行网络发生级联倒闭的时间比对应连接度低的银行网络发生级联倒闭的时间晚), 但它可以使风险累积到更高的程度(图 6(a) 对应连接度高的曲线的峰值比对应连接度低的曲线的峰值大). 当然系统风险累积的情况是和网络拓扑连接特性、储蓄特性、投资收益率特性等的组合情况有关, 依据本文的系统风险计算方法, 我们可以对这些组合关系对系统风险累积的影响进行研究, 这是将来的研究工作.

5 结 论

本文针对银行网络系统中的系统性风险累积问题, 首先构建了带有宏观经济趋势及多期清算的动态银行网络系统模型. 本文考虑了宏观经济趋势, 因此银行的投资收益率是有趋势的, 同时银行与银行之间的投资收益率是互相关的. 在考虑了现实的银行系统的情况下, 本文的动态演化的银行网络模型中采用了多期清算算法对银行间的借贷关系进行清算, 即当银行清偿上一期储户的取款和存款利息后, 如果其没有剩余流动性清偿上一期的银行借款, 允许其延后到下一期进行清偿. 在构建的动态银行网络系统模型的基础上, 本文提出了系统风险的定量计算方法. 为了计算 t 时刻银行网络系统的系统风险值, 我们构建了一个结构和参数都和此被评估银行网络系统相同的银行网络系统 A, 设定 A 的初始状态为被评估银行网络 t 时刻的内部状态 $\Omega_1(t)$, 然后让 A 网络在储蓄波动冲击下、在固定的投资收益率和固定的储蓄利率条件下进行演化, 最后统计此演化过程中银行倒闭数量的平均归一化值, 此平均归一化值即代表系统风险值. 根据本文提出的系统风险定量计算方法, 本文计算得到了动态银行网络系统中的系统性风险随时间变化的曲线, 从而清楚地观察到了系统性风险在动态演化

网络中的累积过程. 观察到了银行网络系统风险累积与银行网络的拓扑连接特性、投资收益率特性等有关. 银行网络的拓扑连接度强, 会引起银行网络系统的系统风险爆发的时间延迟, 但增强了系统的风险累积强度. 投资收益率越低, 越易引起银行网络系统风险累积. 本文提出的方法为定量研究动态网络银行系统的风险累积问题奠定了基础.

参考文献

- [1] Allen F, Gale D 2000 *Journal of Political Economy* **108** 1
- [2] Diamond D, Dybvig P 1983 *Journal of Political Economy* **91** 401
- [3] Freixas X, Parigi B, Rochet J C 2000 *Journal of Money, Credit and Banking* **32** 611
- [4] Leitner Y 2005 *Journal of Finance* **60** 2925
- [5] Vivier-Lirimont S 2004 *Cahiers de la Maison Des Sciences Economiques*, Université Paris Panthéon-Sorbonne
- [6] Dasgupta A 2004 *Journal of European Economic Association* **2** 1049
- [7] Iori G 2006 *Journal of Economic Behavior and Organization* **61** 525
- [8] Nier E, Yang J, Yorulmazer T 2007 *Journal of Economic Dynamics and Control* **31** 2033
- [9] Caccioli F, Catanach T A, Farmer J D 2012 *Advances Complex Systems* **15** 1 250058
- [10] Lenzu S, Tedeschi G 2012 *Physica A* **391** 4331
- [11] Lagunoff R, Schreft L 2001 *Journal of Economic Theory* **99** 220
- [12] Harald U 2010 *Journal of Monetary Economics* **57** 78
- [13] Devries C 2005 *Journal of Banking and Finance* **29** 803
- [14] Cifuentes R 2005 *Journal of European Economic Association* **3** 556
- [15] Jiang Z H, Wang H, Gao C 2011 *Acta Phys. Sin.* **60** 5893 (in Chinese) [姜志宏, 王晖, 高超 2011 物理学报 **60** 5893]
- [16] Tang J, Scellato S, Musolesi M, Mascolo C, Latora V 2010 *Phys. Rev. E* **81** 0 55101
- [17] Ding Y M, Yang C P 2012 *Acta Phys. Sin.* **61** 238901 (in Chinese) [丁益民, 杨昌平 2012 物理学报 **61** 238901]
- [18] Yang H X, Wang W X, Xie Y B, Lai Y C, Wang B H 2011 *Phys. Rev. E* **83** 016102
- [19] Tian L X, He Y H, Huang Y 2012 *Acta Phys. Sin.* **61** 228903 (in Chinese) [田立新, 贺莹环, 黄益 2012 物理学报 **61** 228903]

Calculation of system risk in a dynamical bank network system*

Fan Hong[†]

(Glorious Sun School of Business and Management Donghua University, Shanghai 200051, China)

(Received 8 October 2013; revised manuscript received 24 October 2013)

Abstract

There have been many researches and rich results on the system risk in bank network systems that use complex network theory. Researches to date focus on the relationship between the contagion of the risk and the structure of the network after risk bursting, based on the assumptions that the accumulation of the system risk in network systems has approached the critical point of bursting and that the network is static (both the node and connection of the bank network are static). However, the problem why the system risk accumulates gradually and finally bursts in the network has not been addressed yet. The study on the system risk accumulation can only be conducted in dynamically evolving bank network systems; and the risk can be observed clearly only if the system risk is evaluated quantitatively. Therefore, a dynamically evolving complex bank network system, which has nodes of dynamic behavior and exhibits macroeconomic trends, is modelled first in the present paper. A lending-borrowing algorithm and a multi-term clearing algorithm for the dynamic bank network system are designed, and the method for calculating the system risk is proposed also. Finally, the system risk is calculated and analyzed by simulation. The curve of the system risk evolving with time is shown and the process of the accumulation of the system risk can be observed clearly. Researches in the present paper are to lay a foundation for the quantitative study of the system risk accumulation in dynamically evolving bank network systems.

Keywords: complex network system, complex dynamical bank network, system risk, system risk accumulation

PACS: 89.75.Hc, 89.75.-k

DOI: [10.7498/aps.63.038902](https://doi.org/10.7498/aps.63.038902)

* Project supported by the National Natural Science Foundation of China (Grant Nos 70971021, 7 1371046), and the Innovation Program of Shanghai Municipal Education Commission, China (Grant No.12ZS055).

† Corresponding author. E-mail: hongfan@dhu.edu.cn