

# 估值踩踏与系统性金融风险防控

——基于前瞻性偿付能力风险传染模型的分析

范小云, 史攀, 王博

**[摘要]** 传染性是系统性风险的重要特征,基于中国金融实践研究金融风险的事前传染对于健全系统性风险防范体系、守住不发生系统性风险的底线意义重大。本文利用具有事前不确定性的网络模型研究中国银行系统的偿付能力风险传染,分析银行系统的崩溃机制,同时评估系统性风险水平变动情况。研究发现:破产不是损失传染的必要条件,银行对交易对手未来违约的预期有时会引发即期损失;银行对交易对手的价值重估具有网络效应,在外部冲击较大时会导致“估值踩踏”与银行系统崩溃;系统性风险主要受银行间关联性影响,2016年以来,随着金融监管加强,中国系统性风险总体水平显著降低;银行脆弱性与银行间杠杆有关,银行系统重要性与银行间资产规模有关。据此建议监管层要求银行制定明确的恢复与处置计划,稳定市场预期,避免“估值踩踏”;同时加强同业创新监管,将银行同业控制在合理范围内;完善政策救助与政策干预框架,提高政策干预的科学性。

**[关键词]** 风险传染; 系统性风险; 金融救助; NEVA模型; 估值踩踏

**[中图分类号]**F120 **[文献标识码]**A **[文章编号]**1006-480X(2021)10-0039-20

## 一、引言

统筹好发展和安全要求,牢牢守住不发生系统性金融风险底线,切实维护金融稳定,是中国建设现代化经济体系、实现高质量发展的必然要求,健全系统性金融风险防范体系也是“十四五”规划中的明确任务。鉴于传染性是系统性风险的重要特征,大量文献研究了金融风险的传染渠道,提出了金融机构间业务相关性、持有共同资产、信息(或投资者情绪)传染等三类传导途径;而关于传染过程研究的起点,研究认为是银行发生事实上的偿付性危机或破产(如 Cont et al.,2013;马君潞等,2007;范小云等,2013),即系统性危机是局部危机发生后,通过“事后”传染造成的。

但是中国的金融实践表明,改革开放以来由银行实际破产引发的金融系统级联违约现象并没有发生,而金融压力事件却经常出现,这不同于传统观点。事实上,破产并不是金融风险传染的必要条件(Barucca et al.,2016),在盯市制度下,金融机构信用状况的下降同样会给交易对手带来损失。

**[收稿日期]** 2021-03-07

**[基金项目]** 国家社会科学基金重大项目“基于结构性数据分析的我国系统性金融风险防范体系研究”(批准号17ZDA074);国家自然科学基金面上项目“外部冲击对中国金融稳定的影响机理:不确定性与公共事件冲击视角”(批准号72073076)。

**[作者简介]** 范小云,南开大学金融学院教授,博士生导师,经济学博士;史攀,南开大学金融学院博士研究生;王博,南开大学金融学院教授,博士生导师,经济学博士。通讯作者:王博,电子邮箱:nkwangbo@nankai.edu.cn。感谢匿名评审专家与编辑部的宝贵意见,当然文责自负。

而这种资产价值重估带来的损失往往具有网络效应,导致金融风险特别是偿付能力风险发生事前传染<sup>①</sup>(Bardoscia et al.,2019)。中国不是特例,即便是在国际上,大范围的级联违约现象也很少发生,而偿付能力风险的传染主要是通过资产价值重估发生的。根据 BCBS(2011)估计,2008 年国际金融危机期间,仅约 1/3 的损失是由交易对手事实上的违约造成的,而剩余 2/3 的损失主要来源于交易对手信用状况变动导致的信贷估值调整损失。

在中国,一方面,虽然较少发生机构破产事件,但预防金融风险的累积事实上成为防范系统性金融风险的艰巨任务;另一方面,即使发生个别破产事件,如 2020 年 11 月中国银行保险监督管理委员会(简称“银保监会”)原则上同意包商银行进入破产程序,破产事件对中国金融系统带来的影响远不及其被接管事件带来的影响大,原因在于市场对其相关资产重新估值带来系统性影响。即便该金融机构尚未宣布破产,对其违约预期依然导致其交易对手的当期损失。由此可见,金融风险的事前传染往往比事后传染更值得关注,而在现实中这一渠道往往会被忽视。因此,深入研究偿付能力风险事前传染对于守住不发生系统性金融风险的底线意义重大。同时,探索金融风险的事前传染有利于健全系统性风险的预防、预警机制,做到金融风险的早预警、早发现、早处置。

进一步,研究金融风险事前传染也有助于更好地指导金融机构制定恢复与处置计划。国际金融危机后要求金融机构制定恢复与处置计划成为各界共识。2021 年 2 月,中国银保监会就《银行保险机构恢复和处置计划实施暂行办法(征求意见稿)》向社会公开征求意见。文件要求恢复与处置计划应该符合审慎有效原则,这就要求制定计划时要充分考虑机构经营困难带来的局部性、系统性影响,特别是应该充分考虑其信用状况变动给交易对手带来的事前损失传染,这样才能实现金融稳定,减少金融机构经营出现问题带来的负外部性。

本文应用前瞻性偿付能力风险传染模型研究中国银行系统的金融风险事前传染,深入分析风险传染的内在机理,并分别从时间和空间维度探讨中国系统性风险相关问题,同时阐述政策救助与政策干预的一般框架。实证发现,银行破产不是损失传染的必要条件,金融系统甚至在未受到外部冲击时依然可能存在风险传染,银行间关联性往往会放大银行微观风险,增加发生系统性风险的可能性。同时,本文发现,2016 年以来中国系统性风险水平显著下降,金融整顿与防范系统性金融风险工作取得了良好效果。

本文的边际贡献主要有以下三点:①应用前瞻性偿付能力风险传染模型研究中国金融系统的风险传染。在研究中提出“估值踩踏”的概念,并利用这一概念阐释了金融风险事前传染致使银行系统崩溃的机制。在此基础上进一步提出估值踩踏指数,并利用该指数测度了中国金融系统的稳定性。②区分系统性风险与常态风险。一方面,将金融风险分析的标准工具(VaR、ES)与 NEVA 模型结合起来,提出了新的基于网络模型的系统性风险测度方法( $ES_{global}^{\alpha}$ )与常态风险测度方法( $RISK^{norm}$ );另一方面,探讨了系统性风险与常态风险的驱动因素,并在此基础上分析了不同风险的监管策略。③从避免估值踩踏这一全新视角出发,提出政策救助与政策干预的一般框架,即确定救助目标、选择救助时机、筛选救助工具、评估救助策略,并利用前瞻性偿付能力风险传染模型以及中国商业银行数据模拟分析这一框架的各个模块。

本文接下来的安排如下:第二部分梳理相关文献,第三部分介绍前瞻性偿付能力风险传染模型与风险测度方法,第四部分讨论说明实证中的样本选择与参数选取,第五部分对中国银行系统开展

① 金融风险的事前传染主要是指金融风险在金融机构破产前传播;相应地,金融风险的事后传染主要是指金融风险在金融机构破产后传播。

压力测试,分别从时间和空间维度分析系统性风险状况以及金融干预政策,第六部分总结全文并提出政策建议。

## 二、文献综述

金融风险传染是系统性风险研究中的一个重要主题。风险传染主要有两种方式:偿付能力风险传染与流动性风险传染(Cetina et al.,2015;Cont et al.,2020)。流动性风险传染主要是指融资成本上升或者资产“抛售”等带来的损失传染,这类文献主要有Greenwood et al.(2015)、Cont and Schaanning.(2019)、方意和郑子文(2016)。而偿付能力风险传染主要是指一家或多家银行偿付能力出现问题后其交易对手的财务状况出现困难(马君潞等,2007;范小云等,2013)。

对偿付能力风险传染建模的方法之一是利用级联模型。例如,Cont et al.(2013)研究巴西的银行网络结构以及级联违约特征,提出资本监管应该关注风险敞口而非资产负债表规模。方意(2016)构建了包含破产机制与去杠杆机制的网络模型,提出系统性风险的两种状态——“常态”系统性风险与“危机”系统性风险,并分析了两种风险状态的驱动因素以及“区制转换”效应。另一种得到普遍应用的模型是Eisenberg and Noe(2001)提出的清算模型(简称“EN模型”)。例如,隋聪等(2016)以EN模型为基础,利用蒙特卡罗模拟考察了违约传染的连锁反应,并分析了损失的分布状况。EN模型在风险传染研究中被应用广泛,同时该模型也得到了很多拓展,例如,Rogers and Veraart(2013)在模型中加入破产成本,Suzuki(2002)考虑银行间权益的交叉持有,Fischer(2014)允许债务具有任意优先级。

然而,无论是级联模型还是清算模型,仅仅关注违约发生后的风险传染。事实上,由于盯市制度的存在,对交易对手未来违约的预期可能会引致即期损失,进而出现金融风险的事前传染(Veraart,2020)。因此,在模型中纳入银行对交易对手违约的前瞻性预期,成为一个新的研究方向。

Battiston et al.(2012)提出了DebtRank模型,该模型假设对债务人权益的相对冲击可以线性转变成对其债权人银行间资产的相对冲击,而这种冲击的转变来源于银行对其银行间资产的价值重估。因此,DebtRank模型允许损失在没有银行破产的情况下传染。之后,Bardoscia et al.(2016)、Bardoscia et al.(2017)将DebtRank模型进一步拓展为更具一般性的非线性传播机制。DebtRank模型为金融风险的事前传染研究提供了一个良好的框架,然而该模型中的银行估值过程过于简单、机械。

Barucca et al.(2016)以EN模型为基础,将经典结构信贷风险模型与网络模型整合在一起,提出了NEVA模型。在该模型中,商业银行通过经典结构信贷风险模型评估其交易对手的违约率,据此计算其银行间资产的损失。在所有银行共同估值下,损失在银行系统中不断传染。NEVA模型是一个一般化的模型,EN模型、Rogers and Veraart(2013)模型以及DebtRank模型等都是NEVA模型的特例。Bardoscia et al.(2019)改进了Barucca et al.(2016)模型,在新模型中银行通过Black & Cox模型(Black and Cox,1976)评估其交易对手的违约率,允许银行在任意时点违约。Veraart(2020)在Rogers and Veraart(2013)的基础上提出了一个与NEVA模型相似的模型,不同的是该模型中估值函数是以分段函数的形式呈现。然而,不论是Bardoscia et al.(2019)还是Veraart(2020),一方面仅关注风险传染本身,对于系统崩溃机制缺乏深入的探讨,另一方面对系统性风险的测度较为粗略,不能完全反映出系统性风险极端性、难预测性等特征。

与系统性风险相关的另一个主题是利用网络模型做政策评估。Cont et al.(2013)分析了监管政策的有效性,认为监管机构应该关注传染性强的机构的资本比率,同时在确定金融机构资本要求时应该依据资本的相对值而不是绝对值。Greenwood et al.(2015)依据资产抛售模型评估了可能会降

低去杠杆外部性的六种政策,包括隔离风险资产、银行合并、限制杠杆、最优资本注入等。童牧和何奕(2012)构建了中国大额支付系统网络并且评估了四种流动性救助方案,认为多数场景下均衡救助策略优于非均衡救助策略。方意(2016)分析了多种宏观审慎政策在不同系统性风险状态(“常态”与“危机”)下的实施效果。方意和黄丽灵(2019)将资产价格传染模型与博弈论结合起来,分析“窗口指导”政策与“流动性注入”政策的实施策略。上述学者的研究为政策干预与政策救助提供了理论洞见,然而这些研究大多仅关注救助工具,对金融救助的其他层面(如救助目标、救助时机、救助策略等)关注较少。本文希望在这些研究的基础上提供一个完善、全面的分析框架。

### 三、研究方法

本文参考 Barucca et al.(2016)、Bardoscia et al.(2019)对前瞻性偿付能力风险建模。

#### 1. 交易对手风险估值<sup>①</sup>

假设金融系统中存在  $n$  家银行,每家银行的总资产被分为外部资产(如对企业的贷款)与银行间资产(如拆出资金)。对应地,其总负债被分为外部负债(如企业的存款)与银行间负债(如拆入资金)。外部资产、外部负债分别用  $A_i^e$ 、 $L_i^e$  表示。银行间资产用矩阵  $A$  表示,矩阵中元素  $A_{ij}$  表示银行  $j$  对银行  $i$  的借款。相应地,银行间负债用矩阵  $L$  表示,矩阵中元素  $L_{ij}$  表示银行  $i$  对银行  $j$  的借款。根据上述定义,在时刻  $T$ ,对于银行  $i$  存在下式:

$$A_i^e(T) + \sum_{j=1}^n A_{ij}(T) = L_i^e(T) + \sum_{j=1}^n L_{ij}(T) + E_i(T) \quad (1)$$

本文假设银行  $i$  根据其交易对手的信用状况评估其银行间资产、负债,估值结果分别用  $\tilde{A}_{ij}(T)$  与  $\tilde{L}_{ij}(T)$  表示。将其代入式(1)中,可得:

$$\tilde{E}_i(T) = A_i^e(T) + \sum_{j=1}^n \tilde{A}_{ij}(T) - L_i^e(T) - \sum_{j=1}^n \tilde{L}_{ij}(T) \quad (2)$$

本文假设所有银行间负债价值总是等于其面值,即  $\tilde{L}_{ij}(T) = L_{ij}(T)$ 。这意味着,当银行意识到借款方银行失去偿付能力时,这些银行是不允许通过对相关负债减记来扩充资本的。银行间资产估值过程如下:

$$\tilde{A}_{ij}(T) = A_{ij} V_j(\tilde{E}_j(T)) \quad (3)$$

$$V_j(\tilde{E}_j(T)) = \begin{cases} 1, & \tilde{E}_j(T) \geq 0 \\ \rho_j(\tilde{E}_j(T)), & \tilde{E}_j(T) < 0 \end{cases} \quad (4)$$

对所有  $\chi$ , 都有  $\rho_j(\chi) < 1$ 。其中,  $V_j$  是估值函数,  $\rho_j$  是银行  $j$  破产清算时对其债权的回收率。

假设外部资产服从几何布朗运动,外部负债是非随机的。同时假设市场是完全的,不存在套利机会,银行都是风险中性投资者,并且持有资产不获得利息。所有银行在时刻  $t$  可得信息的基础上计算等价鞅测度  $Q$  下  $\tilde{E}(T)$  的期望值,即  $\tilde{E}(t) \equiv E^Q[\tilde{E}(T) | \mathcal{A}^e(t)]$ 。根据模型假设可得:

$$\tilde{E}_i(t) = A_i^e(t) + \sum_{j=1}^n A_{ij}(t) E^Q[V_j(\tilde{E}_j(T)) | \mathcal{A}^e(t)] - L_i^e(t) - \sum_{j=1}^n L_{ij}(t) \quad (5)$$

<sup>①</sup> 对模型更加详细的介绍参见《中国工业经济》网站(<http://ciejournal.ajcass.org>)附件。



因为内生回收率模型(如 Eisenberg and Noe, 2001; Barucca et al., 2016)会高估实际回收率进而高估权益价值(Cont et al., 2013), 本文与 Bardoscia et al. (2019)一致, 假定回收率是外生的。同时, 后金融危机时代银行处置框架意味着只要银行资本低于某一确定的缓冲值, 监管机构就会对其进行处置(Gracie et al., 2014), 即银行  $j$  的违约概率不仅仅依赖于其  $T$  时刻的权益价值, 更依赖于  $T$  时刻之前其权益价值是否为负。据此, 式(5)中估值函数的条件期望值可以进一步写为:

$$E^Q[\mathbf{1}_{\tau_j > T} + \rho_j \mathbf{1}_{\tau_j \leq T} A_j^e(t)] = \rho_j + (1 - \rho_j) E^Q[\mathbf{1}_{\tau_j > T} A_j^e(t)] \quad (6)$$

其中,  $\tau_j = \inf\{s \in [t, T] : \tilde{E}_j(s) < 0\}$ ,  $\tau_j$  即为银行  $j$  权益价值变负的起始点。

通过结构信贷风险模型(Black and Cox, 1976)计算银行  $j$  的存活率  $E^Q[\mathbf{1}_{\tau_j > T} A_j^e(t)]$ , 得到:

$$E^Q[\mathbf{1}_{\tau_j > T} A_j^e(t)] = \begin{cases} 0, & \tilde{E}_j(t) \leq 0 \\ N \left[ \frac{\log \frac{A_j^e(t)}{A_j^e(t) - \tilde{E}_j(t)} - \frac{\sigma_j^2(T-t)}{2}}{\sigma_j \sqrt{(T-t)}} \right], & 0 < \tilde{E}_j(t) < A_j^e(t) \\ \frac{A_j^e(t)}{A_j^e(t) - \tilde{E}_j(t)} N \left[ \frac{\log \frac{A_j^e(t) - \tilde{E}_j(t)}{A_j^e(t)} - \frac{\sigma_j^2(T-t)}{2}}{\sigma_j \sqrt{(T-t)}} \right], & 0 < \tilde{E}_j(t) < A_j^e(t) \\ 1, & \tilde{E}_j(t) \geq A_j^e(t) \end{cases} \quad (7)$$

其中,  $N$  是均值为 0、方差为 1 的高斯随机变量的累积分布。

## 2. 冲击、损失分布与风险测度

在压力测试中, 假定外部冲击首先冲击了银行的外部资产:  $A^e(t) \rightarrow A^e(t) + \Delta A^e$  (其中,  $\Delta A_i^e < 0, \forall i$ )。然后, 对外部资产的冲击会被银行的权益所吸收:  $\Delta E^{shock} = \Delta A^e$ 。本文用  $E^{pre-shock}(t)$  表示银行系统受到冲击前的权益矩阵, 用  $\tilde{E}^{(0)}(t)$  表示银行系统受到冲击后、损失传染发生前的权益矩阵, 那么外生冲击导致的直接损失为  $\Delta E^{shock} = E^{pre-shock}(t) - \tilde{E}^{(0)}(t)$ 。为了计算对银行间资产重新估值导致的额外传染损失, 本文首先以冲击后的权益向量  $\tilde{E}^{(0)}(t)$  为起始点, 然后计算式(5)中的固定点  $\tilde{E}^*(t)$ ,  $\tilde{E}^*(t)$  为均衡时银行系统的权益向量。这时, 由风险传染引致的损失为  $\Delta E^{cont} = \tilde{E}^{(0)}(t) - \tilde{E}^*(t)$ 。然后对传染损失  $\Delta E^{cont}$  做进一步分解, 本文用  $\tilde{E}^{(i)}(t)$  表示式(5)迭代  $i$  次后的权益向量。此时, 直接传染损失为  $\Delta E^{direct} = \tilde{E}^{(0)}(t) - \tilde{E}^{(1)}(t)$ , 而放大的传染损失为  $\Delta E^{amp} = \tilde{E}^{(1)}(t) - \tilde{E}^*(t)$ 。

进一步, 本文假设  $\Delta A_i^e = x_i E_i^{pre-shock}$ , 同时对于所有银行冲击都是同质的, 即  $x_i = x_j$ 。由于本文研究的主要是传染机制, 外生冲击大到可以使银行破产的情形不是本文关注的重点, 所以参考 Bardoscia et al. (2019) 设定  $x_i \in [0, 1]$ 。进一步, 本文参考 Battiston et al. (2016)、Glasserman and Young (2016), 从 Beta 分布中抽取  $x$ 。从概率分布中抽取外生冲击有两方面好处: 一方面, 这种冲击形式更

能反映系统性风险的本质特征<sup>①</sup>;另一方面,抽取  $n$  次  $x$  后得到传染损失的分布情况,这时可以利用标准的金融风险管理工具(在险价值  $VaR$  与预期不足  $ES$ )研究银行系统的风险状况。定义  $t$  期银行系统在  $\alpha$  水平上的在险价值为:

$$VaR_{global}^{\alpha}(t)=\inf\left\{y:P\left(\sum_{i=1}^n\Delta E_i^{cont}(t)\leq y\right)\geq(1-\alpha)\right\} \quad (8)$$

$t$  期银行系统在  $\alpha$  水平上的预期不足为:

$$ES_{global}^{\alpha}(t)=E\left[\sum_{i=1}^n\Delta E_i^{cont}(t)\mid\sum_{i=1}^n\Delta E_i^{cont}(t)\geq VaR_{global}^{\alpha}(t)\right] \quad (9)$$

#### 四、样本选择与参数选取

为了保证模型中的所有数据可得,同时使样本时间区间尽可能多地包含重大金融事件,反映中国近年来的金融发展历程,本文选择在 2011 年之前上市的 16 家商业银行构建银行网络:中国工商银行、中国建设银行、中国农业银行、中国银行、交通银行、招商银行、兴业银行、浦发银行、中信银行、民生银行、光大银行、平安银行、华夏银行、北京银行、南京银行、宁波银行。样本中的银行总资产占中国商业银行资产总额的比例达 69%<sup>②</sup>以上,该子网络具有比较好的代表性。同时,为了检验结论的稳健性,本文在后文的稳健性检验中利用一些近似方法将样本拓宽至 55 家商业银行。

实证分析中需要的数据有:商业银行为外部资产、外部负债、银行间资产、银行间负债,估值模型中要选择的参数有:回收率、前瞻性时间范围、外部资产波动率。下面分别介绍数据与参数的选择。<sup>③</sup>

参考方意(2016)的研究,本文中银行间资产包括拆出资金、买入返售款项、存放同业三项,银行间负债包括拆入资金、卖出回购款项、同业存放三项。外部资产由总资产与银行间资产的差额表示,外部负债由总负债与银行间负债的差额表示。模型中的初始权益等于总资产减去总负债,与财务报表中的股东权益合计是一致的。以上数据均来源于 Wind 数据库,频率为季度。虽然可以容易地获取每家商业银行银行间资产、负债的总额,但是更为细致的双边敞口信息很难获得,学者们一般利用网络重构技术对其进行估计(Anand et al.,2014;Cimini et al.,2015;Iori and Mantegna,2018)。其中,最大熵法最为基础、应用范围最广(马君潞等,2007;方意 2016)。据此,本文选择最大熵法来估计样本中商业银行的双边敞口。

回收率指的是交易对手破产清算时债权人银行能够从破产银行中收回的资产比率。根据相关研究,银行的真实回收率一般在 0.56—0.57 附近 (James,1991;Branch,2002;Acharya et al.,2007;Davydenko et al.,2012;Jackson and Pernoud,2019)。Bardoscia et al.(2019)将 0.6 设置为回收率的基准值,因此本文将回收率设定为 0.6。

本文参考 Bardoscia et al.(2019)将前瞻性时间区间  $T-t$  设定为 1 年,这一设置与目前英格兰银

① 一方面,系统性风险发生的“导火索”是很难被预测到的;另一方面,经济中的一些新兴的风险因素往往不能被人们充分认知。所以不论是单一数值的固定冲击还是一些场景化的固定冲击(Bisias et al.,2012;马君潞等,2007),都不能反映系统性风险的本质特征。而不论是新兴风险还是传统风险,本质上都是通过冲击商业银行为外部资产对商业银行产生影响,把握好这一本质,就能看到本文从 Beta 分布中抽取概率冲击的做法是对固定冲击的一般化,同时也体现了系统性风险的本质特征。

② 中国商业银行资产总额数据来源于银保监会网站。

③ 相关数据的描述性统计分析详见《中国工业经济》网站(<http://ciejournal.ajcass.org>)附件。

行和美联储的压力测试时间区间相一致。同时,在与结构信贷风险模型有关的系统性风险测度模型,如SCCA模型(Jobst and Gray,2013;范小云等,2018)中,时间 $T-t$ 一般也是设定为1年。

参考 Bardoscia et al. (2019),通过结构信贷风险模型中的标准方法估计外部资产波动率,公式为 $\sigma_j = \frac{\tilde{E}_j(t)}{A_j^e(t)} \sigma_j^E, \forall j$  ( $\sigma_j^E$ 为银行 $j$ 的外部资产波动率)。其中,银行 $j$ 的权益值与外部资产均通过

Wind数据库直接获取或通过简单计算求得,而权益波动率 $\sigma_j^E$ 则要通过股市数据估计<sup>①</sup>。

### 五、实证结果

这一部分首先分析本文传染模型的核心模块——估值函数,然后分别从时间和空间维度探讨中国近年来的系统性风险状况,并系统阐释模型内含的金融监管与金融救助策略。

#### 1. 估值函数

允许商业银行对其银行间资产进行前瞻性估值是本文所用模型与其他传染模型的最大不同,而具有前瞻性的估值函数是本文传染模型的关键部分。图1(a)、图1(b)分别绘制了2015年第三季度与2018年第三季度各个银行的估值函数曲线,这两幅图均以权益的绝对数额为横坐标<sup>②</sup>。

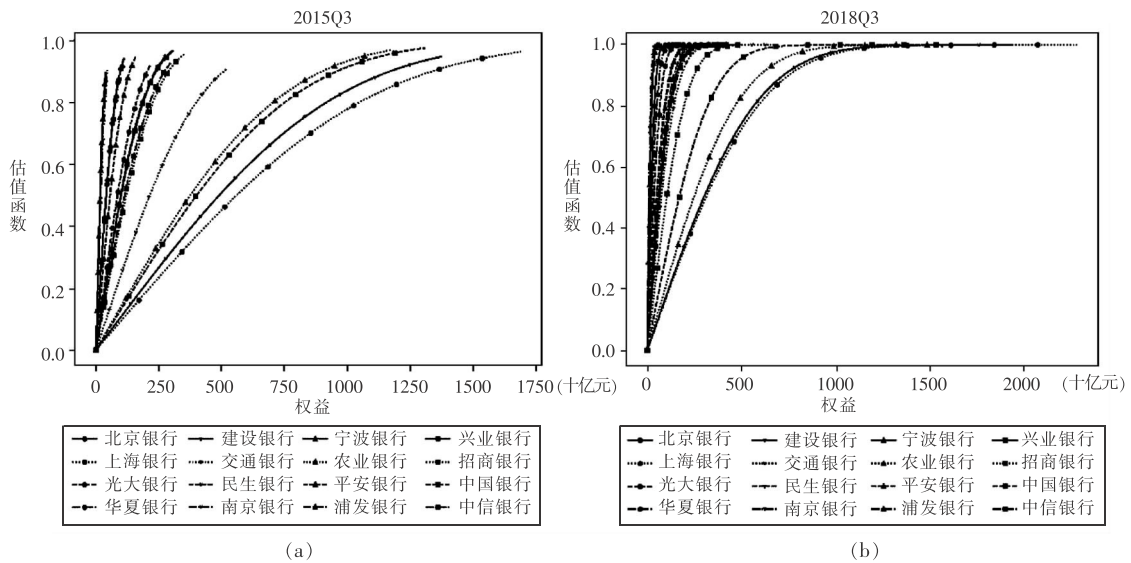


图1 估值函数曲线

注:图1中的估值函数是在 $\rho=0$ 这一设定下计算得到的(虽然模型设定 $\rho=0.6$ ),这样设定主要是为了更好地展示图形。因为模型中 $\rho$ 不是异质性的,即所有银行具有统一的回收率,因此在估值函数图像中, $\rho$ 的作用仅仅是将整体曲线向上向下压缩,不影响各个银行估值函数的相对位置, $\rho=0.6$ 时的图像仅仅是 $\rho=0$ 时图像的向上移动压缩。

从图1中可以看到,估值函数是一条关于权益的非递减曲线。曲线左端点的横纵坐标数值为0,意味着当银行 $j$ 的资本降到0时,其债权方银行认为将得不到任何资产。曲线的右端点代表银行

① 外部资产波动率的具体估计过程详见《中国工业经济》网站(<http://ciejournal.ajcass.org>)附件。  
 ② 本文也绘制了以权益的相对数额为横坐标的估值函数曲线图,详见《中国工业经济》网站(<http://ciejournal.ajcass.org>)附件。

的初始权益,与前文中的  $\mathbf{E}^{pre-shock}(t)$  相对应。在没有外部冲击时,  $\tilde{\mathbf{E}}^{(0)}(t) = \mathbf{E}^{pre-shock}(t)$ , 此时估值函数  $V_j(\tilde{\mathbf{E}}^{(0)}(t))$  表示在外部冲击缺失时银行  $j$  的债权方银行对有关  $j$  的银行间资产的折价因子。从图中可以看到,在 2018 年第三季度,所有曲线右端点对应的估值函数都为 1,说明在未受到外部冲击时,所有银行间资产的价值等于其面值,不存在折价因素。然而与 2018 年有所不同的是,2015 年第三季度几乎所有曲线的右端点对应的估值函数数值都要小于 1,这说明在没有外部冲击的情况下,银行间资产的估值也会低于其面值。例如,宁波银行估值函数的右端点对应的数值大概为 0.9,意味着即使没有外部冲击降低宁波银行的权益数额,与其相关的银行间资产仍然会被折价 10% 左右。

从前文可知,影响估值函数的因素主要有资本、回收率与违约率,影响违约率的因素有资本、外部资产、前瞻性时间区间以及资产波动率。从式(7)可以看出,在其他因素不变的情况下,资产波动率越大违约率越高,对银行间资产的折价就会越多,估值函数的数值就会越小。2015 年第二、三季度中国资本市场出现了巨幅动荡,在这一时期几乎所有银行的资产波动率都达到了一个比较高的数值,因而违约率升高,在没有外部冲击的情况下,银行间资产也存在一定的折价。而 2018 年第三季度银行资产波动率较小,大多数银行的估值函数曲线都很快向 1 收敛。例如,对于中国工商银行而言,仅当外部冲击致使资本损失达 40% 以上时,其银行间负债(其他银行的银行间资产)才会被折价。

从另一个角度看,商业银行面临的冲击应该包含两个维度:①外源性冲击,可能来源于宏观经济或者金融行业的波动,根据本文的定义,影响所有商业银行外部资产的同质性冲击就是这种外源性冲击;②内源性冲击,更多地来源于商业银行自身的经营状况,这在一些金融风险传染模型中被忽略了(马君潞等,2007;方意,2016)。在传统的金融学中,风险往往通过方差、波动率来测度,因而在本文中资产波动率在一定程度上就是这种内源性冲击的表达。商业银行的违约概率不仅仅由其资本抵御外部风险的能力决定,银行的内源性风险也是影响其违约率的重要因素。因此,允许商业银行对其银行间资产估值甚至允许在外部冲击较小时估值向下偏离面值是合理的,也是必要的。

## 2. 时间维度系统性风险分析

(1) 传染损失与“估值踩踏”。本文应用前文介绍的风险传染模型对样本中的银行开展简单的压力测试,模型需要的数据以及参数的取值在第四部分中作说明。

图 2 分解了银行系统在各种冲击下的总损失。可以看出,2015 年第三季度,在银行系统没有受到外部冲击的情况下,银行系统的传染损失依然存在(虽然这一数值很小)。而 2018 年第三季度的情况有所不同,在相对冲击小于 0.5 时,圆点实线、三角实线与方块实线基本是重合的,说明仅仅在相对冲击较大时才会发生风险传染。从前文对传染损失的定义可以看出,在没有外部冲击时,银行系统的传染损失与系统均衡时的权益矩阵  $\tilde{\mathbf{E}}^*(t)$  相关,  $\tilde{\mathbf{E}}^*(t)$  主要受银行估值函数影响,所以在上述两个季度这些差异本质上与两个时期银行的估值函数差异有关(见图 1),进一步说,是与两个季度的金融状况、商业银行的经营状况有关。这说明,当银行自身违约风险较高时,不用额外的外部冲击,整个银行系统也会存在传染损失。其启示是:一方面,在构建传染模型时,要允许商业银行对其银行间资产估值;另一方面,也说明微观审慎监管是宏观审慎监管的基础,单一银行的稳健是银行系统稳健的重要前提条件。

值得注意的是,在图 2(b)中,传染损失出现了一个较大幅度的增加。为了更好地探究传染损失扩大的原因,本文根据相对冲击为 0.74 时各传染轮次下不同商业银行的权益状况绘制了对应的估值函数曲线,同时绘制相对冲击为 0.6 时的估值函数曲线图作为对照(见图 3)。可以看出,当相对冲



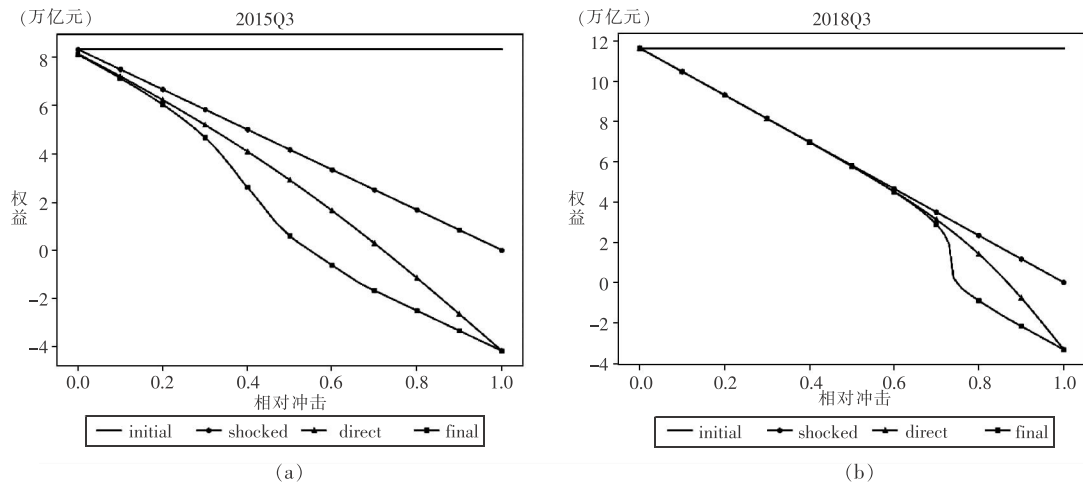


图2 各种冲击下总损失的分解

注:图中的实线(initial)代表银行系统的初始权益  $\sum_i E_i^{pre-shock}(t)$ ,带圆点实线(shocked)代表银行系统受到同质性外部冲击后剩余的权益数额  $\sum_i \tilde{E}_i^{(0)}(t)$ ,带三角实线(direct)代表直接风险敞口关联导致的第一轮风险传染后银行系统剩余的权益数额  $\sum_i \tilde{E}_i^{(1)}(t)$ ,带方块实线(final)代表传染结束后银行系统剩余的权益数额  $\sum_i \tilde{E}_i^*(t)$ 。下同。

击为0.6时,多数银行的估值函数曲线很快在较大数值处收敛。而相对冲击为0.74时情况就非常不同了,随着传染轮次的不断增加,银行对其银行间资产不断折价,最终在传染轮次15—20之间时一部分银行的估值函数达到了最低值,本文定义这种现象为“估值踩踏”。

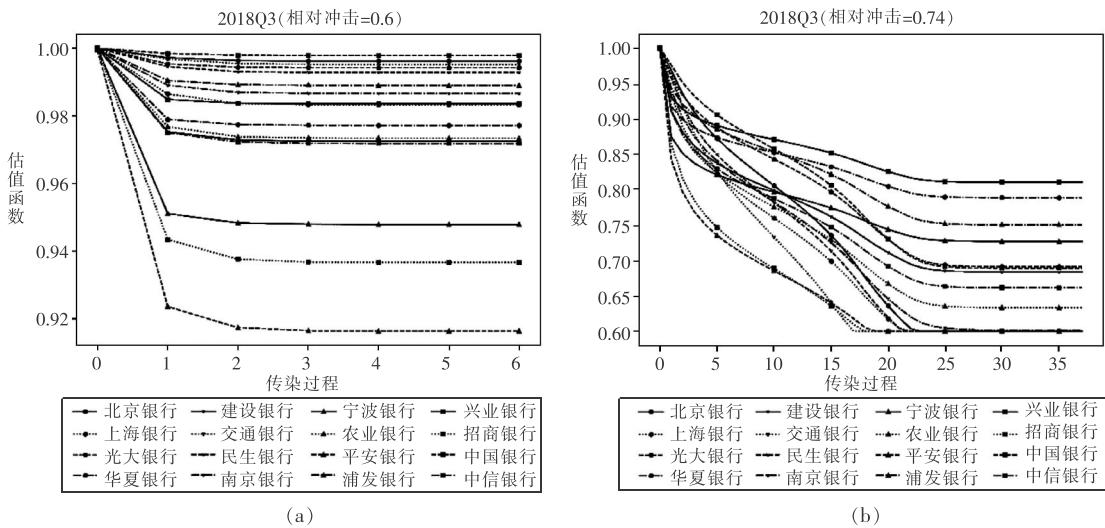


图3 传染过程中的估值函数曲线

进一步,本文绘制了各个季度的传染损失曲线图,以及在不同冲击下传染过程中的估值函数曲线图。可以发现,在冲击比较小时,估值函数很快收敛到一个比较大的数值。在冲击达到一定程度后,估值踩踏现象发生。而这个冲击值对应着传染损失曲线上斜率最大的点。因此,本文定义传染损失曲线上斜率最大的点为估值踩踏点,各个季度估值踩踏点的连线为估值踩踏曲线。从该定义以及传染过程中的估值函数图可以看出,估值踩踏点是整个银行系统走向崩溃的起点。传统偿付能力风

险传染模型(如 Eisenberg and Noe,2001;Cont et al.,2013)往往没有考虑盯市制度下对银行资产的减记,而前瞻性偿付能力风险传染模型捕捉到了由估值踩踏所导致的系统崩塌,揭示了金融危机发生与传染的另一个机制。

图4绘制了估值踩踏曲线。估值踩踏点数值越小,说明一个很小的外部冲击就会导致很大的传染损失,此时金融系统是不稳定的;反之,估值踩踏点数值越大,说明仅仅在外部冲击大到一定程度后整个银行系统才会崩溃,此时发生系统性金融危机的可能性比较低。可以看出,中国金融系统在2013年上半年、2015年年中是很不稳定的,一个很小的外部冲击就可能给银行系统带来很大的损失。而2018年上半年与2019年上半年估值踩踏点数值也出现了波动下调,说明这两个时期的金融风险水平出现了一定的抬升。而从变动趋势看,2016年以后估值踩踏曲线不断向上倾斜,说明中国金融系统在逐步变得稳健,同时也说明近年来中国大力整顿金融系统、防范系统性金融风险工作取得了很好的效果。

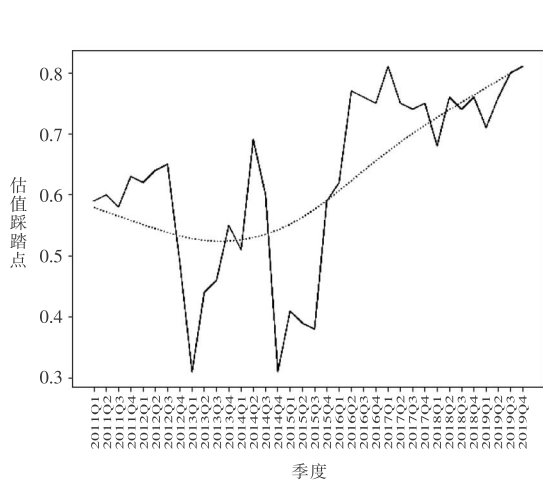


图4 估值踩踏曲线

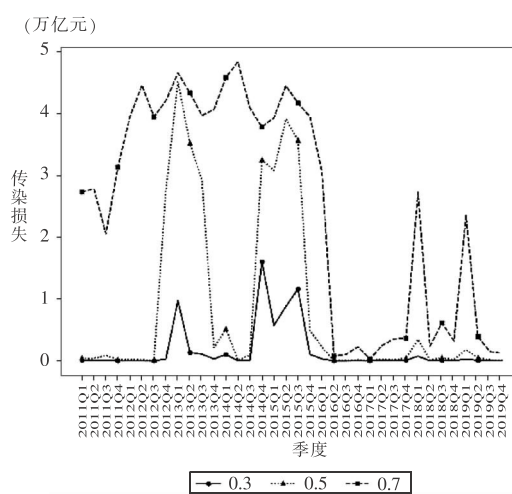


图5 传染损失情况

(2)不同冲击下的传染损失分析。正如前文所分析的,传染损失是与系统性风险相关的概念<sup>①</sup>。为了进一步分析中国近些年系统性风险的状况,本文绘制了不同冲击下(相对冲击为0.3、0.5、0.7)传染损失在各季度的变动情况(见图5)<sup>②</sup>。可以看出,一般情况下,冲击越大传染损失越高,相对冲击为0.7时的传染损失曲线位置最高,0.5时次之,0.3时曲线位置最低。进一步观察,冲击为0.3和0.5时传染损失曲线形状较为接近,当冲击达到0.7后,曲线形状与其他曲线具有很大的差异。这是因为,当冲击较小时,资产波动率是影响传染损失的重要因素。随着冲击的不断提高,银行间关联性(此处主要是银行间资产规模)的作用逐步提升。当冲击达到最大值(定义为1.0)时,传染损失完全由银行间关联性决定,此时整个银行系统的传染损失等于银行间资产的加总值。

具体看,图5中的三条曲线有三个小高峰,这与资产波动率在这三个时期出现不同幅度的上涨相一致。0.5曲线比0.3曲线<sup>③</sup>在这些时期明显更高,这其实是两种因素叠加的效果。一方面,直观

① 在系统性风险文献中,一些学者将传染损失的相对数值作为系统性风险指数(方意,2016)。

② 以传染损失/初始权益为纵坐标的图详见《中国工业经济》网站(<http://ciejournal.ajcass.org>)附件。

③ 为了便于论述,自此至本部分结束,本文称相对冲击为0.3时的传染损失曲线为0.3曲线,相对冲击为0.5时的传染损失曲线为0.5曲线,相对冲击为0.7时的传染损失曲线为0.7曲线,以此类推。

看,冲击大了,初始权益损失就会增多,相应的传染损失就会增加;另一方面,冲击增大会使银行间关联性发挥出更大的作用,进一步加剧整个银行体系的权益损失。与0.3曲线、0.5曲线相比,0.7曲线更多地体现了银行间关联性发挥的作用。当相对冲击为0.7时,由于2011—2016年上半年银行同业业务迅速发展,银行间关联性增强,这一时期传染损失比较高。从2016年下半年开始,传染损失开始下降。一方面,与监管当局加强金融监管后银行同业业务规模收缩有关;另一方面,在很大程度上也与这一时期银行资产波动率比较小有关。两种效应叠加致使相对冲击为0.7时传染损失比较小。

(3)常态风险与系统性风险。在前文分析中,不同冲击强度下的传染损失不尽相同,这在很大程度上反映了宏观金融风险的不同状态。本文将宏观金融风险区分为常态风险与系统性风险<sup>①</sup>。一般情况下,金融机构遭受的外部冲击比较小,不会对金融系统带来很大影响,此时的风险状态为常态风险。而在极端情况下,外部冲击可能会导致整个金融系统崩溃,此时的风险状态为系统性风险,系统性风险反映了一种极端的金融状况(Acemoglu et al.,2015;Acharya et al.,2017;Adrian and Brunnermeier,2016;Glasserman and Young,2016;马君潞等,2007)。本文利用前文构造的 $\alpha$ 水平上的银行系统预期不足 $ES_{global}^{\alpha}$ (见式(9))考察中国的系统性风险状况, $ES_{global}^{\alpha}$ 表示传染损失超过 $VaR_{global}^{\alpha}$ 的均值。相应地,将常态风险 $RISK^{norm}$ 表示成传染损失低于 $VaR_{global}^{\beta}$ 的均值:

$$RISK^{norm} = E \left[ \sum_{i=1}^n \Delta E_i^{cont}(t) \mid \sum_{i=1}^n \Delta E_i^{cont}(t) \leq VaR_{global}^{\beta}(t) \right] \quad (10)$$

图6(a)展示了样本期内各季度的 $ES_{global}$ <sup>②</sup>,图中虚线是利用HP滤波提取的 $ES_{global}$ 变动趋势。可以看到,中国的 $ES_{global}$ 存在两个比较大的峰值:2013年上半年、2014年下半年至2015年上半年,以及两个比较小的峰值:2018年上半年与2019年上半年,这些峰值分别反映了2013年钱荒、2014—2015年股市波动、2018年中美贸易摩擦、2019年中小银行风险暴露事件。从总体趋势看,中国系统性风险水平 $ES_{global}$ 在2011—2015年有小幅上升,这与银行同业快速发展增加银行间关联性有很大关系。而 $ES_{global}$ 在2016年后开始下降,与中国加强金融监管的时间是一致的。从2016年年底开始,防范金融风险得到大力关注,2017年监管机构开展了“三三四十”大检查,2018年资管新规、理财新规相继公布。随着金融监管逐步加强,影子银行业务开始萎缩,银行间关联性下降,系统性风险水平快速降低。同时,图6(a)的发现与前文估值踩踏曲线上的发现是一致的,这也说明了本文的研究结论是十分稳健的。

从系统性风险 $ES_{global}$ 与常态风险 $RISK^{norm}$ 的数学定义式以及模型的传染机制可以看出,当银行经营比较稳健时,一个很小的冲击施加给银行,银行不会对交易对手的偿付能力降低信心,所以几乎没有传染损失或者权益矩阵很快在一个较大数值处收敛。而当银行经营不那么稳健时,即便外部冲击较小,对银行交易对手信用状况的忧虑最终将增加银行间资产估值过程中的传染损失。这就是常态风险的情况,因而图6(b)中 $RISK^{norm}$ 仅表现出了波动特征没有趋势特征。而对于系统性风险,因为系统性风险的极端性特征,外部冲击给商业银行带来的影响比较大,这时损失依托银行间资产

① 方意(2016)认为,系统性风险有“常态”系统性风险与“危机”系统性风险两种状态,与本文所提的常态风险与系统性风险在一定程度上是一致的。然而根据后文分析,“危机”系统性风险的定义更加接近系统性风险的本义,为了避免混淆,本文没有采用方意(2016)的提法,而是采用了常态风险与系统性风险的提法。

② Beta分布的参数参考 Battiston et al.(2016)的设定: $a=4, b=8, \alpha=95$ 。

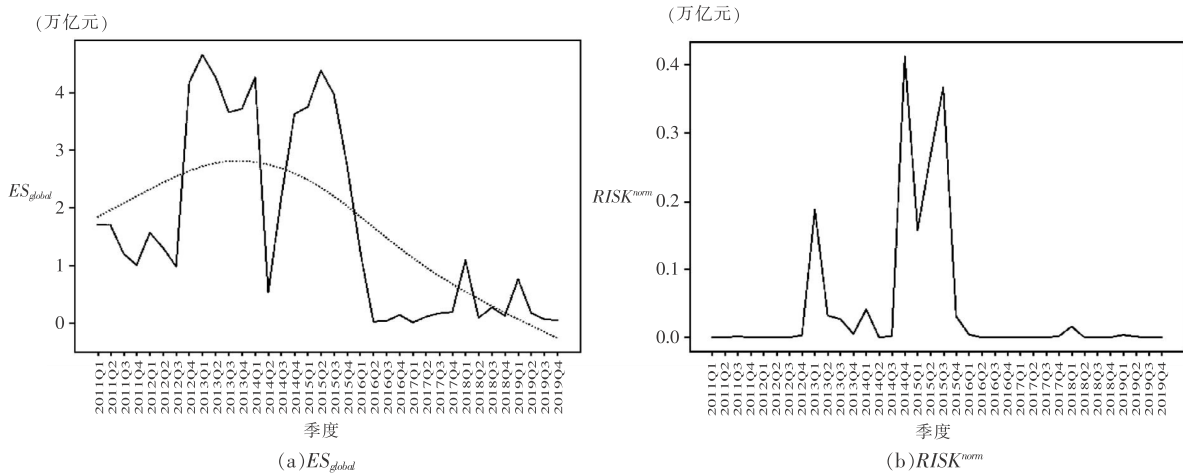


图6  $ES_{global}$  与  $RISK^{norm}$

负债关联快速传播,估值踩踏机制发生。如果此时银行经营本身不稳健,就会进一步放大外部冲击对银行系统的初始损失,增加传染损失。这就是为什么图6(a)中  $ES_{global}$  既有趋势特征也有波动特征。

进一步,从上文对系统性风险与常态风险产生机制的分析看,常态风险主要反映了银行的经营稳健状况,属于银行的微观个体风险特征。在本文的模型中,常态风险与银行的违约率有关,而在本文的结构信贷风险模型中,违约率与资本、外部资产、前瞻性时间区间以及资产波动率有关,其中最主要的是资产波动率。而系统性风险则主要反映了损失的传染性特征,在本文的模型中,系统性风险由银行间关联性与银行违约率驱动<sup>①</sup>,其中最主要的是银行间关联性。

对系统性风险与常态风险影响因素的分析,为根据常态风险与系统性风险进行风险管理提供了思路。因为常态风险主要反映了银行微观个体风险特征,所以对常态风险的监管可以使用通用的微观审慎监管工具,如加强对商业银行信用风险指标、流动性指标等监管。同时,值得说明的是,影响常态风险的银行违约率也与银行对交易对手偿付能力的信心相关,所以除了上述监管举措外,监管机构还应该金融动荡时通过沟通、政策干预稳定市场信心。同时,进一步完善银行的退出机制,明确银行的恢复与处置计划,降低不确定性给银行价值评估带来负面影响。

对于系统性风险,因为其受银行间关联性(最主要)以及银行违约率驱动,所以防范系统性风险的首要任务是将银行间关联性限定在一定范围内。2020年12月3日,中国人民银行与银保监会联合发布《系统重要性银行评估办法》,其中,关联性类指标有三个,分别为金融机构间资产、金融机构间负债、发行证券和其他融资工具。当然,监管机构也要密切注意金融关联发展的新方式。例如,2008年国际金融危机后,以商业银行为主导的影子银行在中国开始增多,同业创新大力发展,金融关联性得到了前所未有的增强。影子银行业务是一种更加隐蔽、复杂的金融关联,金融监管机构在注意到影子银行对经济的发展促进作用的同时也要防止因太关联而不能倒的风险发生。前文分析显示银行违约率也是系统性风险的影响因素,因此,监管当局可以采取进一步完善银行业金融机构逆周期资本缓冲机制,合理规定中国全球系统重要性银行总损失吸收能力比率等监管政策。

### 3. 截面维度系统性风险研究

(1) 银行脆弱性。前文分析了各种状态下银行系统的传染损失,接下来分析传染损失在各商业

<sup>①</sup> 银行间关联性使  $ES_{global}$  显示趋势特征,银行违约率使  $ES_{global}$  显示波动特征。



银行之间的分布情况,这是跟银行脆弱性相关的一个概念。银行脆弱性指的是在金融系统受到冲击时单一银行的损失程度,损失越多,银行越脆弱。本文定义银行*i*的传染损失份额如下:

$$c_i = \frac{\Delta E_i^{cont}}{\sum_i \Delta E_i^{cont}} \quad (11)$$

传染损失份额表示在压力测试中每家银行的传染损失在总传染损失中的占比情况。从传染损失份额排名结果<sup>①</sup>可以看出,传染损失份额跟银行间资产规模的绝对数值有很大关系,5家大型商业银行的排名要高,银行间资产规模相对较小的银行排名要低<sup>②</sup>。

传染损失份额清晰地反映了传染损失的分布情况,然而对于分析银行脆弱性来讲,显然是不合理的,因为该指标没有考虑各个银行对损失的抵御能力。例如,直观上,虽然5家大型商业银行的传染损失比较大,占总损失的份额比较高,然而这些银行的资本规模较大,抵御冲击的能力较强。因此,要在银行脆弱性评价中加入初始权益  $E_i^{int}$ ,定义银行脆弱性指数如下:

$$v_i = \frac{\Delta E_i^{cont}}{E_i^{int}} \quad (12)$$

从银行脆弱性指数排名结果可以看出,银行间杠杆高的银行排名较高,银行间杠杆低的银行排名较低。例如,2011—2016年各年第四季度兴业银行排名都是最高的。而兴业银行<sup>③</sup>同业创新活动非常活跃,银行间资产的高占比给兴业银行增加收入的同时也增加了其脆弱性。随着2016年下半年开启金融风暴,兴业银行的两业业务开始收缩,脆弱性指数排名下降。而注重零售业务发展的招商银行<sup>④</sup>在样本期内尤其是样本前半段的银行间杠杆相对较低,银行脆弱性指数相对不高。而中国建设银行近十年的银行间杠杆都处于一个非常低的状态,尽管其传染损失份额较高,然而脆弱性指数排名始终是最底的。其实,从整个样本期看,5家大型商业银行的银行间资产占比一直比较低,即便是在影子银行快速发展的几年。由于资本充足,这些银行抵御传染风险的能力比较强,这正是它们脆弱性指数排名较低的重要原因。

(2)系统重要性。银行脆弱性揭示了金融系统受到冲击时银行受到的相对损失,而本文更加关注的是银行对金融系统总损失的贡献能力,即银行的系统重要性在一定程度上反映了银行的危险程度。为了计算银行*i*对总传染损失的边际贡献,本文首先计算不包含银行*i*的银行子系统( $B \setminus \{i\}$ )的总传染损失,然后计算包含银行*i*的全银行系统*B*的总传染损失,最后计算两者之间的差值  $\phi_i$ 。不包含银行*i*的银行子系统( $B \setminus \{i\}$ )构建过程如下:首先将银行*i*的所有银行间负债全部转换为对应银行的外部资产,然后将银行*i*的所有银行间资产全部转换为对应银行的外部负债。这样,从全银

① 传染损失份额排名结果以及后文中的银行脆弱性指数、银行系统重要性指数的排名结果详见《中国工业经济》网站(<http://ciejournal.ajcass.org>)附件。

② 排名高低是相对于排名的位置而言的,即位置越靠前排名越高,位置越靠后排名越低。排名上升是指排名位次提前,排名下降是指排名位次延后。

③ 兴业银行在市场中以“同业之王”著称,如著名的三方买入返售就是兴业银行最初开展的。2013年兴业银行的银行间资产占比一度超过了1/3,而银行间资产中买入返售的比例达到了80%以上。以上数据来源于Wind数据库以及笔者整理计算。

④ 招商银行在市场中以“零售之王”的称号,存款在招商银行中占有相对较高的比例,相对来讲银行间资产占比比较低。在样本期内,招商银行的银行间资产占总资产的比例一直低于20%,银行间杠杆一直低于3.3。以上数据来源于Wind数据库以及笔者整理计算。

行系统  $B$  中去掉银行  $i$  可以解释成一开始银行  $i$  就未曾出现,或者是银行  $i$  破产清算后其债权人收回了所有与银行  $i$  相关的银行间资产,然后将收回的银行间资产又全部投资于外部资产。最后,本文定义银行  $i$  的传染损失贡献为:

$$s_i = \frac{\phi_i}{\sum_i \phi_i} \quad (13)$$

可以看出,银行  $i$  的传染损失贡献反映了银行  $i$  的危险程度,因而可以将其看作银行  $i$  的系统重要性指数。

本文计算了回收率为 0.6、相对冲击为 0.5 的情况下,2011—2019 年各年第四季度银行系统重要性指数排名。从排名结果看出,系统重要性指数最高的 5 家银行在很多时候都不是 5 家大型商业银行,这样的结果与周小川(2011)以及 FSB(2020)的研究相左。方意(2016)认为,系统重要性银行应该是“危机”系统性风险状态下的概念。本文同样认为,系统重要性的概念诞生于金融危机,在一定程度上表达了金融危机发生时银行对金融系统总损失的贡献能力。而从前文图 5 可以看出,当相对冲击等于 0.5 时,金融系统远未达到“危机”系统性风险的状态。

接下来,本文计算了相对冲击提高到 0.9 以后银行系统重要性指数的排名。从排名结果可以看出,当相对冲击达到 0.9 时,5 家大型商业银行系统重要性指数的排名位居前列。进一步,本文对比了银行脆弱性指数排名与银行系统重要性指数排名结果,发现银行脆弱性强调了银行间资产的相对值(=银行间杠杆-银行间资产/银行间负债),而系统重要性突出银行间资产的绝对值。这是因为,脆弱性是银行承受风险的能力,而重要性是银行对系统造成破坏的能力。虽然大型商业银行的银行间杠杆很低,拥有充足的资本抵御银行间市场的冲击,然而其持有的银行间资产绝对数值非常高,金融稳定时这些银行在一定程度上起着稳定银行系统的作用,一旦这些银行破产,其交易对手将产生巨大的损失,这些损失将足以使大部分小银行甚至中等规模的银行发生违约。

(3)相关性分析。为了使前文的分析更加严谨,本文计算了各季度银行脆弱性指数与银行间杠杆、系统重要性指数与银行间资产规模之间的斯皮尔曼(Spearman)相关系数。表 1 展示了样本期内各年第四季度的相关系数。从表中看出,银行脆弱性指数与银行间杠杆、系统重要性与银行间资产规模之间的相关性很高,这进一步证实了前文的论述。

(4)政策内涵。本部分从空间维度的视角分析了中国系统性风险的有关问题。研究发现,银行脆弱性与银行间杠杆有关,银行的系统重要性与银行间资产规模有关。2008 年国际金融危机后,商业银行特别是中小商业银行为了规避金融监管,不断通过同业创新增加同业关联,使银行间杠杆快速增加。这些中小银行在获取丰厚利润的同时,其脆弱性也在增加,致使宏观来看大量中小银行风险积聚的程度逐渐升高。一旦出现较大外部冲击,那些银行间杠杆高的中小银行将会面临资产的较大规模损失。因此,监管当局应该限制商业银行特别是中小商业银行的银行间杠杆,提高中小商业银行应对风险的能力。

2008 年金融危机后,“太大而不能倒”“太关联而不能倒”逐渐受到人们的重视,而本文研究显示,“银行间资产规模太大而不能倒”。银行间资产是银行同业关联的体现,同时由于总资产规模相关。因此,“银行间资产规模太大而不能倒”是对“太大而不能倒”“太关联而不能倒”的一种综合反映。在金融监管的过程中,不仅应该考虑银行间资产的相对值,更应该考虑银行间资产的绝对值。监管当局在确认系统重要性银行时应充分考虑商业银行的银行间资产规模,同时制定相应政策将大银行的银行间资产规模控制在合理范围内。

表 1 斯皮尔曼相关系数

	2011Q4	2012Q4	2013Q4	2014Q4	2015Q4	2016Q4	2017Q4	2018Q4	2019Q4
系统脆弱性与银行间杠杆	0.9706	0.9941	0.9882	1.0000	0.9824	0.8500	0.8382	0.8618	0.8941
系统重要性与银行间资产	0.9853	0.9529	0.9588	0.9676	0.9147	0.8882	0.8382	0.9647	0.9559

4. 政策救助与政策干预

政策救助与政策干预是一个广受关注的问题，而前瞻性偿付能力风险传染模型为金融救助研究提供了一个新的视角。接下来，本文主要探讨在避免估值踩踏的系统性风险中监管机构应实施怎样的政策救助与政策干预策略。本文注意到，在以往的研究(Greenwood et al.,2015;方意,2016)中，对金融救助问题的研究仅仅局限于选择什么样的救助工具。然而，政策救助与政策干预应该有一个成体系的框架，除了怎样救助这个重要环节，还要探讨要不要救助、什么时候救助等一系列问题。根据前文对中国前瞻性偿付能力风险传染的研究以及对估值踩踏机制的论述，本文提出，政策救助与政策干预的一般框架应该包括：确定救助目标、找准救助时机、探索救助工具、选择救助策略。接下来，本文在这个一般框架下，对政策救助与政策干预问题做具体分析。

(1)救助目标。确定清晰的救助目标是政策救助与政策干预的第一步。本文认为制定救助目标应该遵循 3 个基本原则：①原则 1：金融救助不能扰乱市场经济体制下的市场秩序；②原则 2：金融救助要有界限，要防范道德风险；③原则 3：金融救助要能很好地防范系统性金融风险的发生。在这 3 个基本原则的指导下，本文以图 2 为基础探讨救助目标的选择，并将救助目标点标注在图 7 中。

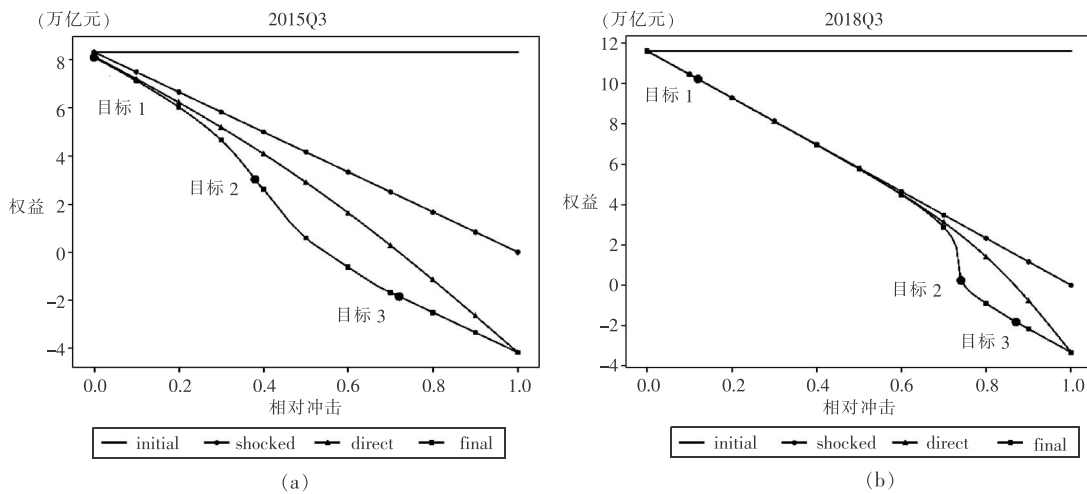


图 7 金融救助的 3 种目标

在图 7 中，监管机构可以选择的救助目标有 3 个：①监管机构对金融不稳定的容忍度较低，金融监管的主要目的是防止金融系统出现传染损失(即  $\Delta E^{cont}$ )，在图 7 中标注为目标 1，该点为首次出现传染损失时的冲击点；②监管机构容忍金融系统存在一定的传染损失，此时金融监管的主要目的是防止金融系统出现估值踩踏现象，在图 7 中标注为目标 2，该点为前文提到的估值踩踏点；③监管机构对金融不稳定的容忍度较高，金融监管的主要目的是防止金融系统出现完全传染损失的现象，在图 7 中标注为目标 3，该点以后金融系统中的传染损失将达到最大。本文认为目标 1 不合适。一方面，由于资本金、流动性资产的存在，商业银行能抵御日常冲击；另一方面，风险是金融存在与发展的基础，消除传染损失的做法会扰乱正常的市场经济活动，滋生严重的道德风险，因而与基

本原则中的原则 1、原则 2 是相悖的。目标 3 也不合适。当金融系统出现完全传染损失后,金融系统已经崩溃,这违背了原则 3。本文认为目标 2 是最恰当的。前文分析指出估值踩踏是银行系统崩溃的新机制,在估值踩踏点之前银行系统功能正常,在估值踩踏点之后银行系统崩溃。所以,以该点为救助目标不仅可以有效防范系统性金融风险(原则 3),也可以将对市场经济的负面影响降到最低(原则 1),同时有效降低道德风险(原则 2)。总的来说,金融救助的目标应该是避免估值踩踏现象的发生。

(2)救助时机。救助目标设定了救助的原则与标准,救助时机则指明了什么时候救助的问题,同时也从侧面回答了要不要救助的问题。有时救助目标与救助时机具有相似性,在一定程度上是一枚硬币的两面。当整个银行系统受到较大冲击时,如宏观经济突然下行导致商业银行对家庭与企业部门的信贷资产坏账率陡然上升,这时监管机构可以通过观察当前季度银行系统的估值踩踏点,在系统即将步入估值踩踏阶段时对金融机构开始政策干预。

当然,还有一种情况是一家银行受到较大的冲击,而其他银行未受冲击或者受到的冲击较小。这种情况从本质上与整个系统受到冲击时一样,也应该在系统即将步入估值踩踏阶段时对金融机构开展救助。接下来,本文以中国建设银行(2015 年第三季度,回收率=0)为例,具体分析这种情况下的救助时机。与图 2 类似,本文绘制了在 2015 年第三季度仅冲击中国建设银行的情况下银行系统的各种传染损失<sup>①</sup>。本文发现,当对中国建设银行的冲击达到 0.39 时,方块直线发生近乎垂直的下跌,说明系统发生了估值踩踏。在这种情况下,救助时机就是中国建设银行权益损失 39%左右的时候。同时,本文也绘制了中国建设银行在相对冲击为 0.37 与 0.40 时各银行的估值函数曲线。本文发现,当相对冲击超过 0.39 时,对中国建设银行相关银行间资产的减值评估引致其他银行的估值函数曲线急速下跌,最终导致估值踩踏。这进一步确认了对中国建设银行救助时机的正确性。

(3)救助工具。救助工具的选择是政策救助与政策干预中研究较多的问题(如 Greenwood et al.,2015;方意和黄丽灵,2019)。本文认为救助工具在一定程度上不是通用的,救助工具的选择应该与银行崩溃机制相关,体现“对症下药”的特点。Greenwood et al.(2015)、方意和黄丽灵(2019)研究的是资产抛售导致的系统性风险,而本文研究的是商业银行破产前由于价值重估导致的系统性风险,本文中商业银行崩溃的机制为估值踩踏,所以这些研究中提出的银行拆分合并、窗口指导等政策将不适用于这里的分析。根据本文的研究特色,救助工具选择应该遵守的主要原则是,救助工具能够有效改善商业银行的估值预期,避免金融系统出现估值踩踏现象。

基于以上原则,本文认为,为了避免估值踩踏,监管机构可以选择的救助工具主要有三种:①引导或是指导机构自救。监管机构可以派驻工作组进驻问题银行,指导问题银行通过处理不良资产降低自身信用风险水平,也可以指导问题银行通过资产重组化解自身风险,或者通过引入战略投资者的方式优化公司治理。在本文中,估值踩踏来源于商业银行对其银行间资产的价值重估,而影响价值重估的主要因素是商业银行的信用状况。这些市场化的救助手段可以提高商业银行的信用水平,在避免估值踩踏现象发生的同时还能够有效维护市场纪律。②对问题银行提供债务担保。与引导机构自救的作用机制一致,政策部门对问题银行提供债务担保能够降低问题银行的信用风险,从而降低银行系统由价值重估导致的传染损失,避免估值踩踏现象的发生。③注资。在前瞻性偿付能力风险传染模型中,权益是影响银行生存率的重要变量。政府通过注资能够提高问题银行的偿付能力,降低交易对手对问题银行的违约预期,防止估值踩踏现象的发生。

(4)救助策略。救助工具讲的是怎么救助的问题,救助策略主要是救助哪些的问题。救助策略选择的原则应该有两条:①原则 a:通过政策救助与政策干预避免金融系统出现估值踩踏现象;②原则

<sup>①</sup> 救助时机部分图详见《中国工业经济》网站(<http://ciejournal.ajcass.org>)附件。



b:在救助过程中应该尽量减少对市场经济的影响。前文分析的防范估值踩踏风险的救助工具有三种,其中,引导机构自救的成本部分由银行的新旧股东、部分债权人承担,这一工具下政府的主要职责是进行指导,付出的成本较小。而债务担保与注资这两个工具则是要政府付出成本的。同时,债务担保与注资的运作机制类似,而且银行资本是前瞻性偿付能力风险传染模型中的关键变量,所以接下来本文以注资为例探讨救助策略。

防范估值踩踏风险的救助策略有两种:①部分救助。是指根据商业银行在金融系统中的重要程度依次对商业银行注资,直到系统摆脱估值踩踏风险为止。②全面救助。是指根据系统受到的相对冲击以及当季的估值踩踏点对所有银行都补充一定份额的资本。以2018年第三季度为例进行说明。假设在2018年第三季度银行系统受到了一个相对冲击为0.9的同质性冲击,而该季度系统的估值踩踏点为0.74。此时全面救助的策略是为每一家商业银行补充16%的资本,这样系统就回到了估值踩踏点以前的状态。从两种策略的描述可以看出,部分救助策略要依次为商业银行补充全部资本,而事实上这些银行既不存在技术上的破产也不存在实际上的破产,这样就会为银行补充过多资本,这样的策略虽然满足救助策略选择的原则a,然而却在救助过程中破坏了市场秩序,违背了原则b。相对照的是,全面救助策略仅仅为商业银行提供了部分资本,这样在解决估值踩踏危机时将对市场经济的影响降到了最低,因此,全部救助要优于部分救助。

总的来看,政策救助与政策干预应该有一个完整的框架。本文的研究显示,政策救助的救助目标应该是避免系统进入估值踩踏状态,救助时机为系统即将进入估值踩踏状态时,救助工具主要有政府引导机构自救、提供债务担保、注资等,全面救助策略要优于部分救助策略。

### 5. 稳健性检验

这里把非上市银行纳入研究中,将样本进一步拓宽至55家商业银行。其中,资产负债表数据来源于国泰安数据库,为年度数据。对于模型中涉及的违约率,上市银行利用式(7)评估,而非上市银行则通过回归的方法评估。本文首先利用上市银行相关数据估计以下模型:

$$pd_{it} = c + \alpha_1 rate_{it} + \alpha_2 fin\_vol_{it} + \alpha_3 size_{it} + \alpha_4 leverage_{it} + \alpha_5 liquidity_{it} + \epsilon_{it} \quad (14)$$

其中, $c$ 为截距项, $\epsilon$ 为残差项, $pd$ 为银行违约率。 $rate$ 为无风险利率,由 $shibor$ 代理。 $fin\_vol$ 为金融指数波动率,金融指数用上海证券交易所金融地产指数代理,金融指数波动率的计算方式与前文中股价波动率的计算方法一致。以上数据来源于CEIC数据库。 $size$ 为银行规模,由银行权益的对数值表示; $leverage$ 为银行杠杆率,由(外部资产-权益)/外部资产得到; $liquidity$ 为银行流动性状况,用现金及存放中央银行款项与银行间资产占总资产的比重表示。以上数据来源于国泰安数据库。

这样估值模型分为两部分,上市银行利用式(7)评估违约风险,而非上市银行利用式(14)估计出的回归系数评估。同时,银行间双边敞口通过最大熵方法估计。本文利用新样本模拟计算各年的传染损失与 $ES_{global}^{\alpha}$ ,最终结果<sup>①</sup>与前文结果类似,说明本文的研究结论是稳健的。

## 六、结论与政策建议

本文应用带有事前不确定性的网络模型研究了中国的系统性风险,分析了银行系统的崩溃机制,并提出估值踩踏点与估值踩踏曲线。同时本文区分了常态风险与系统性风险,利用 $ES_{global}^{\alpha}$ 测算了中国近十年来的系统性风险的变动情况,并评估了银行脆弱性与银行系统重要性,分析了政策救助与政策干预问题。

① 稳健性检验的结果参见《中国工业经济》网站(<http://ciejournal.ajcass.org>)附件。

通过实证分析,本文得出以下结论:①破产不是损失传染的必要条件,在盯市制度下,银行会根据所得的市场信息评估其交易对手的信用状况,这种对未来是否偿付的预期同样会带来即期的损失。实际上,在不存在破产甚至不存在外部冲击的条件下,对交易对手信用状况的重估也会导致损失在银行系统中传播。②在偿付能力风险的事前传染中,银行的价值评估具有网络效应,最终在一定条件下发生估值踩踏,导致银行系统崩溃。③宏观金融风险有常态风险与系统性风险两种状态,常态风险主要受银行微观个体风险的影响,而系统性风险主要受金融体系关联性驱动。随着2016年底开始的金融监管加强行动,中国的系统性风险总体水平显著下降,防范化解重大风险工作取得初步成效。④银行脆弱性与银行间杠杆有关,银行的系统重要性与银行间资产规模有关。

据此,本文提出以下政策建议:①偿付能力风险事前传染主要源于银行对交易对手信用状况的预期,因此,降低偿付能力事前传染的影响就要稳定市场预期。具体看,金融监管机构要进一步完善金融风险处置机制,制定清晰的破产制度,明确金融机构市场退出规则;进一步细化关于恢复和处置计划的监管规定,扩展适用机构范围,落实“分层监管”的理念,稳定市场预期,避免估值踩踏与银行系统崩溃。②银行间关联性是偿付能力风险事前传染的重要载体,是影响系统性风险的重要因素,而银行同业业务是关联性的表现形式。监管当局要密切关注银行同业的创新行为,规范银行同业业务,加强对商业银行主导的影子银行业务的监管,使银行间关联性保持在合理的范围内。③完善政策救助与政策干预框架是防范系统性金融风险的重要手段,监管机构应该制定明晰的救助目标、确立明确的救助时机、探索多种场景的救助工具、完善救助策略,提高政策救助与政策干预的规范性与科学性。

#### [参考文献]

- [1]范小云,段月姣,杨昊晰. 人口结构与系统性风险测度及监管——以利率为纽带的视角[J]. 经济研究, 2018, (8):52-67.
- [2]范小云,方意,王道平. 我国银行系统性风险的动态特征及系统重要性银行甄别——基于 CCA 与 DAG 相结合的分析[J]. 金融研究, 2013, (11):82-95.
- [3]方意. 系统性风险的传染渠道与度量研究——兼论宏观审慎政策实施[J]. 管理世界, 2016, (8):32-57.
- [4]方意,黄丽灵. 系统性风险、抛售博弈与宏观审慎政策[J]. 经济研究, 2019, (9):41-55.
- [5]方意,郑子文. 系统性风险在银行间的传染路径研究——基于持有共同资产网络模型[J]. 国际金融研究, 2016, (6):61-72.
- [6]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.
- [7]隋聪,谭照林,王宗尧. 基于网络视角的银行业系统性风险度量方法[J]. 中国管理科学, 2016, (5):54-64.
- [8]童牧,何奕. 复杂金融网络中的系统性风险与流动性救助——基于中国大额支付系统的研究[J]. 金融研究, 2012, (9):20-33.
- [9]周小川. 金融政策对金融危机的响应——宏观审慎政策框架的形成背景、内在逻辑和主要内容[J]. 金融研究, 2011, (1):1-14.
- [10]Acemoglu, D., A. Ozdaglar, and A. Tahbaz-Salehi. Systemic Risk and Stability in Financial Networks[J]. American Economic Review, 2015, 105(2):564-608.
- [11]Acharya, V. V., S. T. Bharath, and A. Srinivasan. Does Industry-wide Distress Affect Defaulted Firms? Evidence from Creditor Recoveries[J]. Journal of Financial Economics, 2007, 85(3):787-821.
- [12]Acharya, V. V., L. H. Pedersen, T. Philippon, and M. Richardson. Measuring Systemic Risk [J]. Review of Financial Studies, 2017, 30(1):2-47.
- [13]Adrian, T., and M. K. Brunnermeier. CoVaR[J]. American Economic Review, 2016, 106(7):1705-1741.

- [14]Anand, K., B. Craig, and G. von Peter. Filling in the Blanks: Network Structure and Interbank Contagion[J]. *Quantitative Finance*, 2014,15(4):625–636.
- [15]Bardoscia, M., P. Barucca, A. B. Codd, and J. Hill. Forward-looking Solvency Contagion [J]. *Journal of Economic Dynamics and Control*, 2019,108:103755.
- [16]Bardoscia M., S. Battiston, F. Caccioli, and G. Caldarelli. Pathways towards Instability in Financial Networks[J]. *Nature Communications*, 2017,8(1):1–7.
- [17]Bardoscia, M., F. Caccioli, J. I. Perotti, G. Vivaldo, and G. Caldarelli. Distress Propagation in Complex Networks: The Case of Non-linear DebtRank[J]. *Public Library of Science*, 2016, <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0163825>.
- [18]Barucca, P., M. Bardoscia, F. Caccioli, M. D’Errico, G. Visentin, S. Battiston, and G. Caldarelli. Valuation in Financial Systems[R]. SSRN Working Paper, 2016.
- [19]Basel Committee on Banking Supervision (BCBS). Capital Treatment for Bilateral Counterparty Credit Risk Finalised by the Basel Committee[EB/OL]. <http://www.bis.org/press/p110601.htm>, 2011.
- [20]Battiston, S., G. Caldarelli, M. D’Errico and S. Gurciullo. Leveraging the Network: A Stress-test Framework Based on DebtRank[J]. *Statistics & Risk Modeling*, 2016,33(3–4):117–138.
- [21]Battiston, S., M. Puliga, R. Kaushik, P. Tasca, and G. Caldarelli. DebtRank: Too Central to Fail? Financial Networks, the FED and Systemic Risk[J]. *Scientific Reports*, 2012,2(1):541–541.
- [22]Bisias, D., M. Flood, A. W. Lo, and S. Valavanis. A Survey of Systemic Risk Analytics[J]. *Annual Review of Financial Economics*, 2012,4(1):255–296.
- [23]Black, F., and J. C. Cox. Valuing Corporate Securities: Some Effects of Bond Indenture Provisions [J]. *Journal of Finance*, 1976,31(2):351–367.
- [24]Branch, B. The Costs of Bankruptcy: A Review [J]. *International Review of Financial Analysis*, 2002,11(1):39–57.
- [25]Cetina, J., I. Lelyveld, and K. Anand. Making Supervisory Stress Tests More Macroprudential: Considering Liquidity and Solvency Interactions and Systemic Risk[R]. BCBS Working Paper, 2015.
- [26]Cimini, G., T. Squartini, D. Garlaschelli, and A. Gabrielli. Systemic Risk Analysis on Reconstructed Economic and Financial Networks[J]. *Scientific Reports*, 2015,5(1):15758–15758.
- [27]Cont, R., and E. Schaanning. Monitoring Indirect Contagion [J]. *Journal of Banking and Finance*, 2019,104:85–102.
- [28]Cont, R., A. Kotlicki, and L. Valderrama. Liquidity at Risk: Joint Stress Testing of Solvency and Liquidity[J]. *Journal of Banking and Finance*, 2020,118:105871.
- [29]Cont, R., A. Moussa, and E. B. Santos. Network Structure and Systemic Risk in Banking Systems[A]. Fouque, J. P., and J. A. Langsam. *Handbook on Systemic Risk* [C]. Cambridge: Cambridge University Press, 2013.
- [30]Davydenko, S. A., I. A. Strebulaev, and X. Zhao. A Market-based Study of the Cost of Default[J]. *Review of Financial Studies*, 2012,25(10):2959–2999.
- [31]Eisenberg, L., and T. H. Noe. Systemic Risk in Financial Systems[J]. *Management Science*, 2001,47(2):236–249.
- [32]Financial Stability Board (FSB). 2020 List of Global Systemically Important Banks (G-SIBs)[EB/OL]. <https://www.fsb.org/2020/11/2020-list-of-global-systemically-important-banks-g-sibs>, 2020.
- [33]Fischer, T. No-arbitrage Pricing under Systemic Risk: Accounting for Cross-ownership [J]. *Mathematical Finance*, 2014,24(1):97–124.
- [34]Glasserman, P., and H. P. Young. How Likely Is Contagion in Financial Networks [J]. *Journal of Banking and*

- Finance, 2015,50:383–399.
- [35]Gracie, A., L. Chennells, and M. Menary. The Bank of England’s Approach to Resolving Failed Institutions[J]. Bank of England Quarterly Bulletin, 2014,54(4):409–418.
- [36]Greenwood, R., A. Landier, and D. Thesmar. Vulnerable Banks [J]. Journal of Financial Economics, 2015, 115(3):471–485.
- [37]Iori, G., and R. N. Mantegna. Empirical Analyses of Networks in Finance [A]. Hommes, C., B. LeBaron. Handbook of Computational Economics[C]. Amsterdam: Elsevier, 2018.
- [38]Jackson, M. O., and A. Pernoud. What Makes Financial Networks Special? Distorted Investment Incentives, Regulation, and Systemic Risk Measurement[R]. SSRN Working Paper, 2019.
- [39]James, C. The Losses Realized in Bank Failures[J]. Journal of Finance, 1991,46(4):1223–1242.
- [40]Jobst, A. A., and D. F. Gray. Systemic Contingent Claims Analysis: Estimating Market–implied Systemic Risk [R]. IMF Working Paper, 2013.
- [41]Rogers, L. C. G., and L. A. M. Veraart. Failure and Rescue in an Interbank Network [J]. Management Science, 2013,59(4):882–898.
- [42]Suzuki, T. Valuing Corporate Debt: The Effect of Cross–holdings of Stock and Debt [J]. Journal of the Operations Research Society of Japan, 2002,45(2):123–144.
- [43]Veraart, L. A. M. Distress and Default Contagion in Financial Networks [J]. Mathematical Finance, 2020,30(3):705–737.

## Valuation Stampede and Systemic Financial Risk Prevention——Based on Forward–looking Solvency Contagion Model

FAN Xiao–yun, SHI Pan, WANG Bo

(School of Finance, Nankai University, Tianjin 300350, China)

**Abstract:** Contagion is an important feature of systemic risk. It is important to study financial risk ex–ante contagion based on Chinese financial practice for improving the system of preventing systemic risk and guarding against systemic financial risk. In this paper, the solvency contagion risk in China’s banking system is studied using the network model with ex–ante uncertainty, and the collapse mechanism of the banking system is analyzed. What’s more, the evolution of systemic risk in China in recent years is also evaluated. We find bankruptcy is not a necessary condition for loss contagion. Banks’ expectations for the counterparties’ defaults in the future sometimes will lead to losses today. The revaluation for counterparties has network effects which will lead to valuation stampede and the collapse of banking system when the external shock is large. Systemic risk is mainly influenced by interbank connectedness. Since 2016, systemic risk in China has been reduced as financial regulation was strengthened. The vulnerability of banks is related to interbank leverage, and the systemic importance of banks is related to the size of their interbank assets. Finally, we suggest that regulators should ask banks to formulate recovery and resolution planning to stabilize market expectations and prevent valuation stampede. At the same time, regulators should also strengthen the supervision of interbank innovation and control interbank business within a reasonable range. Also, they should improve the framework for bail–out and policy intervention and make policy intervention more scientific.

**Key Words:** risk contagion; systemic risk; bail–out; NEVA model; valuation stampede

**JEL Classification:** G01 G21 G38

[责任编辑:覃毅]