

doi: 10.19920/j.cnki.jmsc.2022.11.002

# 系统性风险：金融系统与实体经济间反馈效应<sup>①</sup>

李守伟<sup>1,2</sup>, 王 虎<sup>1,2</sup>, 刘晓星<sup>1,2</sup>

(1. 东南大学经济管理学院, 南京 211189; 2. 东南大学金融复杂性与风险管理研究中心, 南京 211189)

**摘要:** 金融系统与实体经济间高度的关联性, 使得系统性风险在金融系统与实体经济间具有反馈效应. 本研究提出了度量系统性风险反馈效应方法, 并利用中国 2013 年~2017 年银行与实体企业相关数据进行实证研究. 结果表明: 忽视实体经济的作用, 将会造成低估银行系统性风险, 实体经济不同行业对银行系统性风险的影响具有显著差异性; 银行系统对实体经济系统性风险具有显著影响, 而且不同类型银行的影响具有显著差异性; 银行系统对整个经济系统的系统性风险贡献程度随着时间在变化, 不一定就比实体经济的高. 在此基础上, 本研究进一步揭示了系统性风险的影响因素.

**关键词:** 系统性风险; 反馈效应; 影响因素; DebtRank 模型

**中图分类号:** F830 **文献标识码:** A **文章编号:** 1007-9807(2022)11-0025-18

## 0 引言

现代社会经济发展过程中, 金融系统与实体经济间存在高度的关联性. 该关联性为金融风险传染提供了媒介, 加速了风险在金融系统与实体经济间反馈效应. 典型的例子便是 2008 年由美国房地产企业引发的次贷危机及其后续的全球性金融危机. 这让人们逐步认识到基于传统微观审慎监管手段难以从单一个体层面有效控制系统性风险的形成与传染, 而应从关联性与整体性的视角, 借助宏观审慎监管手段展开系统性风险的防控工作. 正是鉴于金融系统与实体经济间存在损失联动、风险共担的特征, 由金融系统与实体经济间关联性与整体性所引发的风险反馈效应成为系统性风险形成与传染的主要来源与加速剂.

根据中国人民银行统计数据可知, 从 2012 年~2019 年, 我国实体经济从金融体系获得的人民币贷款呈现逐年递增趋势, 到 2019 年为 168 834 亿元, 其中较大一部分资金流向房地产企业. 同时,

银行的不良贷款率也呈现逐年增加特征, 由 0.95% 增加到 1.86%. 这些都反映了我国金融系统与实体经济间存在较强的债务关联性及其风险反馈效应. 面对如此严峻金融形势, 防范与化解系统性风险成为党和国家关注的焦点. 2017 年 8 月 21 日, 习近平总书记在全国金融工作会议上指出“金融安全是国家安全的重要组成部分, 要把主动防范化解系统性金融风险放在更加重要的位置”. 2017 年底的中央经济工作会议又将“防范化解重大风险”列为三大攻坚战之首, 并明确指出“重点是防控金融风险”. 2018 年 4 月的中央财经委员会第一次会议又明确提出“打好防范化解金融风险攻坚战”, 首次提出“结构性去杠杆”. 2019 年 2 月 22 日, 习近平总书记在中共中央政治局第十三次集体学习时指出, “防范化解金融风险特别是防止发生系统性金融风险, 是金融工作的根本性任务.” 2020 年 2 月 21 日, 中共中央政治局召开会议, 研究新冠肺炎疫情防控工作, 部署

① 收稿日期: 2020-03-10; 修订日期: 2020-12-01.

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (71671037; 71971055); 国家社会科学基金资助重大专项 (18VJ035); 江苏省第十六批“六大学生高峰”高层次人才培养资助项目 (JY-004); 江苏省社会科学基金资助项目 (19GLC005).

作者简介: 李守伟 (1984—), 男, 安徽蚌埠人, 博士, 教授, 博士生导师. Email: lishouwei@seu.edu.cn

统筹做好疫情防控和经济社会发展工作。会议强调“打好防范化解重大风险攻坚战,坚决守住不发生系统性金融风险的底线。”

从金融系统与实体经济间反馈效应视角研究系统性风险,对全面认识以及防范与化解系统性风险具有重要的理论与实践意义。然而,现有对系统性风险的度量研究主要关注于金融系统的系统性风险,很少从整体性与关联性的角度考虑其与实体经济间风险反馈效应,容易造成对系统性风险的低估。在我国金融系统中,银行部门在间接融资方面发挥主导作用,这使得我国金融系统中大部分风险都集中在银行体系内部<sup>[1]</sup>。因此,本研究中的金融系统聚焦于银行系统。本研究旨在提出系统性风险反馈效应测度方法,揭示我国银行系统与实体经济间风险反馈效应,以及整个经济系统的系统性风险影响因素。本研究的贡献主要体现在:1)提出了一种更能反映现实风险传染情况的系统性风险反馈效应测度方法,为更加准确度量系统性风险提供解决方案。2)对我国系统性风险的研究,往往聚焦于金融系统的研究,而本研究揭示了我国实体经济对银行系统性风险的贡献,不同行业引发银行系统性风险的差异,银行系统对实体经济系统性风险的贡献,以及银行系统和实体经济对整个经济系统的系统性风险贡献程度。上述研究为构建有效的系统性风险防控措施提供了参考依据。3)银行与企业是经济系统的两大主要经济主体,本研究通过构建面板数据回归模型分别揭示银行系统和实体经济引发的系统性风险的影响因素。4)杨子晖和李东承<sup>[1]</sup>指出现有的国内文献在测度银行系统性风险时其样本容量大多不超过 35 家,同时他们的研究样本为 177 家,但本研究的样本容量为 209 家。因此本研究更能全面反映我国整个银行系统的现实情况。

## 1 文献综述

2007 年~2009 年的全球性金融危机引发学者对系统性风险更为广泛的关注与研究,学者提出不同的系统性风险度量方法,但主要集中于金融系统。而此类研究主要包括两类:基于同业拆借数据的研究和基于股票市场数据的研究。基于同

业拆借数据的研究主要是采用网络分析方法,该方法基于银行间同业拆借关系将银行系统视为一个复杂网络,进而研究单个或多个银行风险通过网络关联的传染效应<sup>[2-6]</sup>。采用该方法学者们基于不同国家的数据对银行系统性风险进行了大量的实证研究,如马君潞等<sup>[7]</sup>针对中国银行系统性风险,研究发现:在不考虑金融安全网的情况下,银行系统性风险程度主要取决于诱导因素的种类、损失率的变化及银行关联程度;方意<sup>[8]</sup>构建了包含银行破产机制和去杠杆机制的资产负债表直接关联网络,对我国银行系统性风险传染渠道与效应进行了分析;Borges 等<sup>[9]</sup>分析了 2016 年第 4 季度通过安哥拉支付系统的银行间支付网络的拓扑结构,旨在探讨该支付系统抵御系统性风险的能力。基于股票市场数据研究的主要是采用是自下而上的条件风险价值法(CoVaR)和自上而下的期望损失法。系统性风险 CoVaR 度量方法是 Adrian 和 Brunnermeier<sup>[10]</sup>首次提出的,该方法考虑了系统性风险的外部性和溢出性。Acharya 等<sup>[11]</sup>基于边际预期缺口构建了系统性预期缺口方法,用来度量金融机构的系统性风险贡献。学者们基于条件风险价值法和期望损失法,对各国金融系统的系统性风险展开一定的分析<sup>[12-19]</sup>。

上述的研究主要集中于金融系统分析系统性风险,实际上金融系统与实体经济存在紧密的关联,其也是系统性风险形成渠道之一。针对此,学者们开始通过构建模型研究金融系统与实体经济间风险传染效应,而目前研究主要是针对银行系统与实体企业部门展开研究。相关研究可分为构建模型进行仿真研究和基于实际数据进行实证研究两类。在第一类研究中,主要是基于银行与企业两类经济主体的信贷关联,通过构建模型仿真研究银行与企业部门的风险传染效应。如 Gatti 等<sup>[20,21]</sup>以最优选择交易对手机制构建银企风险传染模型,主要研究了企业间破产雪崩问题。Ricchetti 等<sup>[22]</sup>在 Gatti 等<sup>[21]</sup>研究基础上,研究了杠杆率与银企风险传染的关系,发现杠杆率的增加导致银行与企业的破产增加。类似于 Gatti 等<sup>[20,21]</sup>,邓晶等<sup>[23]</sup>以最优交易对手选择机制构建银行与企业两部门网络模型,主要研究了主体之间交互机制对经济波动的影响,而对风险传染机制只是进行简单的描述分析。Catullo 等<sup>[24]</sup>构建

了银企信贷网络模型, 研究发现高杠杆率增加了企业违约风险, 高度连接将加速银行与企业负面效应的传染。Lux<sup>[25]</sup>对金融部门和非金融部门的信贷网络连接结构进行了研究, 结果表明单个实体企业的违约会对系统产生两极化的影响, 一种是不会对系统产生影响, 另一种是引发多米诺骨牌效应。隋新和何建敏<sup>[26]</sup>通过构建了包含银行信贷网络、企业信贷网络和银企信贷网络的复合网络, 仿真分析了银企风险传染特征。Gurgone 等<sup>[27]</sup>构建了包含金融部门和实体经济的多主体模型, 研究发现实体经济中企业倒闭的影响通过金融加速器被显著放大。相比上述第一类研究, 第二类的研究甚少。主要的困难在于: 缺乏银行对实体经济贷款的双边风险暴露数据以及银行间风险暴露数据; 缺乏能捕获金融系统与实体经济间反馈效应的系统性风险度量方法<sup>[28]</sup>。针对此, 基于 Battiston 等<sup>[29]</sup>提出的 DebtRank 模型, Silva 等<sup>[28, 30]</sup>构建了跨银行与实体经济的系统性风险反馈模型, 并利用巴西国家数据研究了金融加速器机制对银企间风险反馈的影响, 提出忽视银企间的风险反馈效应会严重低估银行系统性风险, 并且网络结构可以减弱或放大来自实体部门的冲击, 从而在传染过程中发挥重要作用。

基于上述现有研究可知, 正是因为金融系统与实体经济间风险反馈效应的存在, 不考虑实体经济分析系统性风险, 将导致严重低估系统性风险。而此不利于全面了解系统性风险, 进而导致系统性风险防控策略不准确到位。因此, 十分有必要纳入实体经济度量系统性风险, 同时有待加强系统性风险反馈效应度量方法研究。由于 Battiston 等<sup>[29]</sup>提出的 DebtRank 模型是根据债务者遭受的损失通过信贷关联转化为相应债权人资产的相对损失的方式来测算系统性风险。在 Silva 等<sup>[28, 30]</sup>模型中, 即使很小的风险冲击, 也有可能在整个系统中进行传染, 对整个系统产生影响。但在现实中, 由于银行存在资本缓冲, 使得银行遭受损失不一定会产生风险传染, 只有当损失达到一定的程度时才可能会产生风险传染。即使银行损失达到一定的程度, 由于银行融资和抵制风险能力存在差异, 遭受同样程度损失的银行是否产生风险传染也存在一定差异。同样, 对于企业来说, 也具

有相似的风险传染过程。因此, Silva 等<sup>[28, 30]</sup>提出的系统性风险反馈效应度量方法不能很好的体现现实中风险传染情况。针对此, 本研究在 Silva 等<sup>[28, 30]</sup>研究基础上, 提出更能反映现实风险传染情况的系统性风险反馈效应度量方法。并基于该方法研究我国银行系统与实体经济间反馈效应、银行系统和实体经济对整个经济系统的系统性风险的贡献程度, 以及系统性风险的影响因素。

## 2 系统性风险反馈效应测度方法

金融系统与实体经济间反馈效应是指金融系统或实体经济遭受冲击产生的风险通过信贷渠道、资产价格波动等渠道在两者之间的传染。如图 1 所示。其中, 金融系统遭受冲击, 进而可能造成实体经济融资困难或者被提前抽贷等不利影响; 实体经济遭受冲击, 进而可能造成金融系统信贷违约、股票和债券等资产价格波动等不利影响。注意到, 在金融系统与实体经济间风险反馈过程中, 金融系统与实体经济内部均可能存在风险传染过程, 而此往往会导致金融系统与实体经济遭受更大冲击。在金融系统中风险可能通过同业拆借关联、衍生品交易关联、投资组合重叠关联或信息溢出渠道在金融机构间或者金融市场间传染; 在实体经济中, 风险可能通过商业信用关联、担保关联或者交叉持股关联在实体企业间或者实体经济部门间传染。

在我国金融体系中, 银行部门在间接融资方面发挥主导作用, 这使得我国金融系统中大部分风险都集中在银行体系内部<sup>[1]</sup>。因此, 本研究的金融系统聚焦于银行系统。实体经济包括居民部门、非金融类企业部门和政府部门, 考虑到数据的可获得性, 本研究的实体经济只包括非金融类企业部门。

### 2.1 银行同业拆借规模估测

由于本研究中系统性风险涉及到银行同业拆借关联, 需要银行间同业拆借数据。通常只能得到每家银行同业拆借总规模数据, 为了得到任意两家银行间同业拆借规模, 国际上通常采用最大熵方法进行银行同业拆借矩阵估测<sup>[2, 31]</sup>。

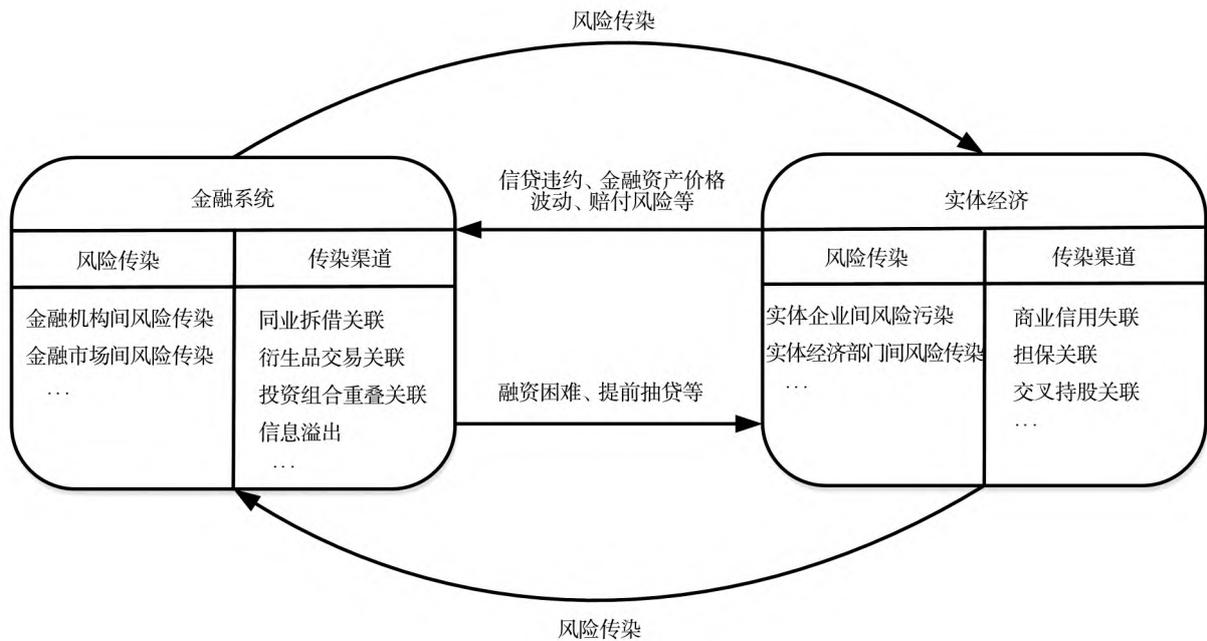


图1 金融系统与实体经济间反馈效应

Fig. 1 Feedback effect between the financial system and the real economy

但此方法得到银行同业拆借关系是完全市场结构的(任意两家银行间均具有双向拆借关系),此与现实情况完全不相符.对此,本研究采用Cimini等<sup>[32]</sup>提出的方法重构银行同业拆借网络,估测银行同业拆借规模.该方法具体过程如下<sup>[32,33]</sup>:利用 $x_i^{out}$ 和 $x_j^{in}$ 分别表示银行*i*的同业资产总规模和银行*j*的同业负债总规模.债权银行*i*对债务银行*j*的信贷规模 $A_{ij}$ ,可采用下面公式计算

$$A_{ij} = \frac{z^{-1} + x_i^{out} x_j^{in}}{W} a_{ij} \tag{1}$$

$$a_{ij} = \begin{cases} 1, & p_{ij} = (zx_i^{out} x_j^{in}) / (1 + zx_i^{out} x_j^{in}) \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \tag{2}$$

其中 $W = \sqrt{\left(\sum_i x_i^{out}\right)\left(\sum_i x_i^{in}\right)}$ .  $a_{ij}$ 表示银行*i*与银行*j*是否存在同业拆借关系,存在同业拆借关系时取值为1,否则取值为0;其中假设两个银行间存在同业拆借关系的概率为 $p_{ij}$ .通常情况下,银行同业资产总和与同业负债总和是不相等的,为了保证 $\sum_{i=1}^N x_i^{out} = \sum_{j=1}^N x_j^{in}$ ,本研究选取同业资产总和,并对同业负债总和进行修正.式(1)中的 $z$ 是控制银行同业拆借网络密度 $C$ 的参数,可通过下式计算

$$C = \frac{1}{N(N-1)} \sum_{i=1}^N \sum_{j \neq i} \frac{zx_i^{out} x_j^{in}}{1 + zx_i^{out} x_j^{in}} \tag{3}$$

### 2.2 风险反馈 DebtRank 模型

DebtRank模型(简称DR模型)是由Battiston等<sup>[29]</sup>提出的系统性风险度量方法,该模型是基于反馈原理度量银行风险通过银行同业拆借关联在银行系统中的传染.银行间风险传染过程的描述是通过脆弱矩阵 $W^{bank-bank}$ 进行的,其中矩阵元素 $W_{ij}^{bank-bank}$ 表示银行*j*对银行*i*影响程度,具体形式如下

$$W_{ij}^{bank-bank} = \frac{A_{ij}}{E_i} \tag{4}$$

其中 $E_i$ 表示银行*i*的净资产.当 $W_{ij}^{bank-bank} \geq 1$ 时,银行*j*的违约会导致银行*i*违约;当 $0 < W_{ij}^{bank-bank} < 1$ 时,银行*j*的违约会导致银行*i*遭受损失但并不会出现违约.该模型引入两个变量刻画风险传染过程: $b_i(t)$ 和 $s_i(t)$ ,其中前者是指*t*时刻银行*i*的净资产损失率,而后者刻画银行*i*在*t*时刻的状态. Battiston等<sup>[29]</sup>将银行分为3种状态:无困境状态*U*(undistressed)、困境状态*D*(distressed)和不活跃状态*I*(inactive),只有处于困境状态*D*的银行才能够进行风险传染,并且在传染一次风险后就变为不活跃状态*I*,不再进行风险传染,从而避免了风险的重复计算.具体风险传染过程按照下

面式(5)和式(6)进行.

$$b_i(t+1) = \min \left[ 1, b_i(t) + \sum_{j|s_j(t)=D} W_{ij}^{\text{bank-bank}} b_j(t) \right] \quad (5)$$

$$s_i(t) = \begin{cases} D, & \text{若 } b_i(t) > 0 \text{ and } s_i(t-1) \neq I, \\ I, & \text{若 } s_i(t-1) = D, \\ s_i(t-1), & \text{其他} \end{cases} \quad (6)$$

上述原始 DR 模型虽然避免了重复计算风险的弊端,但当银行系统中存在循环或多次风险传染时,将可能严重低估了系统性风险.为了弥补原始 DR 模型的不足, Bardoscia 等<sup>[33]</sup>通过仅计算银行在上一时刻受到的风险增量来避免风险的重复计算,即通过差分迭代的方式对原始 DR 模型进行了改进.提出差分 DR 模型,表达式如下

$$b_i(t+1) = \min \left( 1, b_i(t) + \sum_{j \in B} W_{ij}^{\text{bank-bank}} [b_j(t) - b_j(t-1)] \right) \\ = \min \left( 1, b_i(t) + \sum_{j \in B} W_{ij}^{\text{bank-bank}} \Delta b_j(t) \right) \quad (7)$$

其中  $B$  表示银行的集合;  $\Delta b_j(t-1)$  表示银行  $j$  在  $t-1$  时刻的资产损失率的增量.差分 DR 模型能够计算系统内所有的银行,并且当银行在  $t$  时刻处于违约状态时,  $\Delta b_j(t+k) = 0 (\forall k > 0)$ , 此时该银行不再传染风险.因此,差分 DR 模型与原始 DR 模型相比,能够度量当系统内存在多轮风险传染时的系统性风险,同时通过减去银行  $i$  在初始冲击影响下所造成的损失,来更为准确反映银行  $i$  对银行系统所造成的影响,具体表达式为

$$DR(b(0)) = \sum_{i \in B} (b_i(t) - b_i(0)) \theta_i \quad (8)$$

其中  $b_i(0)$  表示银行  $i$  在初始冲击下的损失,  $\theta_i$  表示银行  $i$  的同业负债占系统中所有银行同业负债总和的比例,比例越大说明银行  $i$  违约对系统造成的风险冲击越强.

银行系统与实体经济间关联性导致系统性风险在两者间存在反馈效应,针对此 Silva 等<sup>[28,30]</sup>在银行差分 DebtRank 模型中引入实体企业,构建了基于差分 DebtRank 模型的系统性风险反馈效应测度模型.本研究在 Silva 等<sup>[28,30]</sup>的研究基础上,通过引入 4 个状态来刻画银行与企业风险传染状态,以更反映现实风险传染情况,进而构建具有 4 个状态的银企 DebtRank 模型度量系统性风险反馈效应.

由于现实数据可获得性限制,本研究只考虑

银行间和银企间风险传染效应.对于银企间风险传染过程描述是通过脆弱矩阵  $W^{\text{bank-firm}}$  和  $W^{\text{firm-bank}}$  进行的.借鉴 Aoyama 等<sup>[34]</sup>的研究,采用相对风险暴露计算上述矩阵元素,具体方法如下

$$W_{iu}^{\text{bank-firm}} = \frac{C_{iu}}{\sum_{i \in B} C_{iu}} \quad (9)$$

$$W_{ui}^{\text{firm-bank}} = \frac{C_{iu}}{\sum_{u \in F} C_{iu}} \quad (10)$$

其中  $C_{iu}$  表示银行  $i$  对企业  $u$  的贷款规模;  $F$  表示企业集合.在式(9)中,利用银行  $i$  对企业  $u$  的贷款规模占企业  $u$  贷款总额的比例刻画企业  $u$  对银行  $i$  的影响;而在式(10)中,银行  $i$  对企业  $u$  的贷款规模占银行  $i$  对所有企业贷款总规模的比例刻画银行  $i$  对企业  $u$  的影响.根据上述分析,本研究将系统性风险传染过程中,银行与企业状态分为 4 类:正常状态( $N$ )、传染状态( $C$ )、不传染状态( $I$ )和违约状态( $D$ ).其中  $N$  表示没有受到冲击,  $C$  表示受到冲击并传染风险,  $I$  表示受到冲击但并不传染风险,  $D$  表示受到冲击并导致违约.利用  $f_u(t)$  表示  $t$  时刻企业  $u$  的净资产损失率,下面式(11)~式(14)刻画了系统性风险反馈机制

$$b_i(t+1) = \min \left[ 1, b_i(t) + \sum_{j|s_j(t) \in \{C,D\}} W_{ij}^{\text{bank-bank}} \Delta b_j(t) + \sum_{u|s_u(t) \in \{C,D\}} W_{iu}^{\text{bank-firm}} \Delta f_u(t) \right] \quad (11)$$

$$f_u(t+1) = \min \left[ 1, f_u(t) + \sum_{j|s_j(t) \in \{C,D\}} W_{uj}^{\text{firm-bank}} \Delta b_j(t) \right] \quad (12)$$

$$s_i(t) = \begin{cases} N, & \text{若 } b_i(t) = 0 \\ C, & \text{若 } \alpha < b_i(t) < 1, p_i(t) = b_i(t)^{\frac{1}{1+\varphi_i}} > \beta \\ D, & \text{若 } b_i(t) = 1 \\ I, & \text{其他} \end{cases} \quad (13)$$

$$s_u(t) = \begin{cases} N, & \text{若 } f_u(t) = 0 \\ C, & \text{若 } \delta < f_u(t) < 1, p_u(t) = f_u(t)^{e^{-\lambda_u}} > \gamma \\ D, & \text{若 } f_u(t) = 1 \\ I, & \text{其他} \end{cases} \quad (14)$$

从式(11)和式(12)可以看出,只有当银行和企业处于传染( $C$ )和违约( $D$ )状态时才会对交易

对手进行风险传染. 式(13)表示银行处于不同状态的条件, 当  $b_i(t) = 0$  时, 银行  $i$  没有遭受冲击处于正常状态  $N$ . 当  $b_i(t) = 1$ , 银行  $i$  处于违约状态  $D$ . 当  $\alpha < b_i(t) < 1$ ,  $p_i(t) = b_i(t)^{\frac{1}{1+\varphi_i}} > \beta$  时, 银行  $i$  处于传染状态  $C$ ; 银行处于传染状态的条件意味着银行资产损失大于  $\alpha$  时, 其才可能变成传染状态. 而成为传染状态的概率  $p_i(t)$  取决于银行的资产损失程度与其的信用评级水平参数  $\varphi_i$ , 其中损失程度越大和信用评级水平越低将导致变为传染状态概率越大. 除以上情况之外, 银行  $i$  处于不传染风险状态  $I$ . 式(14)刻画的是企业状态变化条件, 与银行类似. 其中对于企业传染状态的概率是通过企业资产损失程度和资产负债率  $\lambda_u$  来衡量的, 具体为  $p_u(t) = f_u(t) e^{-\lambda_u}$ , 表示企业遭受的损失程度和资产负债率越大, 企业变成传染状态的概率越大.

根据上述模型可以得到银行系统的系统性风险  $DR_{bank}$ 、实体经济系统性风险  $DR_{firm}$  以及整个经济系统的系统性风险  $DR$ , 分别如下所示

$$DR_{bank} = \sum_{i \in B} [b_i(t) - b_i(0)] \chi_i \quad (15)$$

$$DR_{firm} = \sum_{u \in F} [f_u(t) - f_u(0)] \chi_u \quad (16)$$

$$DR = \sum_{i \in B} [b_i(t) - b_i(0)] v_i + \sum_{u \in F} [f_u(t) - f_u(0)] v_u \quad (17)$$

其中  $\chi_i (i \in B)$  表示银行  $i$  的资产规模占有所有银行资产总规模的比例,  $\chi_u (u \in F)$  表示企业  $u$  的资产规模占有所有企业资产总规模的比例;  $v_i (i \in B)$  表示银行  $i$  的资产规模在所有银行与企业资产规模总和中的比例,  $v_u (u \in F)$  表示企业  $u$  的资产规模在所有银行与企业资产规模总和中的比例.

目前学者们提出了不同的系统性风险度量方法, 主要包括网络分析方法、条件风险价值法和期望损失法. 其中网络分析方法, 主要分析在金融机构倒闭情境下造成的风险传染, 而此往往会造成低估系统性风险; 条件风险价值法和期望损失法主要是基于股票市场数据进行分析, 由于我国上市金融机构数量不多, 此类方法不能反映出我国金融系统实际情况. 而本研究提出的具有 4 个状态的系统性风险反馈效应度量方法, 主要基于经

济主体信贷数据, 同时可以分析经济主体出现困境和倒闭两种情形下的风险传染, 可以有效地解决网络分析方法、条件风险价值法和期望损失法的不足. 同时本研究的方法相比 Battiston 等<sup>[29]</sup>提出的 DebtRank 模型和 Silva 等<sup>[28, 30]</sup>基于差分 DebtRank 模型的系统性风险反馈效应测度方法优势在于以下两个方面: 1) Battiston 等的 DebtRank 模型中只有 3 个风险状态, 本研究将其扩展到 4 个风险状态; Battiston 等的 DebtRank 模型中, 只有处于困境状态的经济主体才进行风险传染, 并且在传染一次风险后就变为不活跃状态, 此显然造成对系统性风险低估, 而本研究的方法有效的避免了此低估问题. 2) 在 Silva 等模型中, 银行或者企业只要受到风险冲击就会进行风险传染, 导致初始很小的风险冲击也可能引起整个系统的违约级联效应. 因此, 该方法会高估系统性风险. 相比 Silva 等的模型, 本研究将资本缓冲作用纳入模型构建中, 可以有效地解决风险高估问题.

### 3 数据与结果

#### 3.1 样本数据

本研究的系统性风险反馈效应涉及到银行同业拆借和银企信贷两类数据, 数据来源于国泰安 CSMAR 系列数据库. 为了最大程度的使样本具有代表性, 同时保持样本的一致性, 本研究选择银行样本跨度为 2013 年 ~ 2017 年. 2013 年 ~ 2017 年的银行样本数量均在 200 家以上, 并且包括我国所有的国有商业银行、股份制商业银行以及主要的城市商业银行、农村商业银行和外资银行, 而 2013 年之前银行样本数量均小于 200 家. 2018 年和 2019 年银行样本数量分别为 236 家和 36 家, 但 2018 年银行样本与 2013 年 ~ 2017 年银行样本具有较大差异, 在 2013 年 ~ 2017 年共有的 209 家银行中有 105 家银行不包含在 2018 年银行样本中. 由于较大的样本差异性和较少样本数量, 2018 年和 2019 年银行样本被舍弃. 因此, 本研究选择 2013 年 ~ 2017 年的银行样本作为研究对象. 银行同业拆借总规模来源于银行资产负债

表. 其中, 同业资产包括存放同业和其他金融机构款项、拆出资金买入返售金融资产, 同业负债包括同业和其他金融机构存放款项、拆入资金、卖出回购金融资产款项. 剔除同业资产和同业负债为零的银行, 然后根据所有者权益、信用等级、总资产和负债合计等项目数据可获得性的筛选, 共得到 209 家银行的有效数据.

根据 2013 年 ~ 2017 年所有银行和上市企业贷款数据, 剔除无效数据(无具体银行名称、无贷款金额等), 得到 42 162 条银企信贷数据, 包含 2 155 家企业. 由于原始数据中银行名称不规范, 需要人工处理成统一名称, 最后根据企业总资产、资产负债率、所有者权益和负债合计等项目数据可获得性的筛选, 共得到 1 901 家企业. 为了保证所获得数据能最大程度的反映我国银行和企业信贷关系, 只要 2013 年 ~ 2017 年中有一年该企业与银行存在贷款数据, 该企业就被保留. 在构建不同年份银企信贷矩阵时, 企业按照行业进行排序, 银行分别按照类型和资产规模排序, 不存在信贷关系的矩阵对应单元均设置为 0. 根据我国行业分类标准, 将 1 901 家企业划分为 11 个行业大类, 分别为: 采矿业, 电力、热力生产和供应业, 房地产业, 建筑业, 交通运输、仓储和邮政业, 居民服务、修理和其他服务业, 农林牧渔业, 批发和零售业, 水利、环境和公共设施管理业, 制造业和其他行业. 其中, 卫生业、住宿和餐饮业、文化、体育和娱乐业由于企业数量过少, 统一归到其他行业中.

模型中涉及到的银行信用评级水平数据来源于我国四大资信评级机构: 大公国际信用评级有限公司, 国衡信国际信用评级中心有限公司, 中诚信国际信用评级有限公司和联合资信评估有限公司. 根据信用评级的 10 个等级: AAA、AA+、AA、AA-、A+、A、A-、BBB+、BBB、BBB-, 对最低等级到最高等级分别赋值为 1 到 10. 银行风险传染状态转移概率参数设置为  $\alpha = \beta = 0.05$ ,  $\rho_i = 10 - R_i$ , 其中  $R_i$  为银行  $i$  信用评级对应的赋值. 而企业风险传染状态转移概率参数设置为  $\delta = \gamma = 0.1$ ; 银行同业拆借网络密度  $C = 0.15$ .

### 3.2 结果分析

#### 3.2.1 实体经济对银行系统性风险的贡献

以往对系统性风险研究主要聚焦于银行系

统, 而且忽视了实体经济在系统性风险中的作用. 针对此, 本节分析实体经济对银行系统性风险的影响. 为此, 在上述银企风险反馈 DebtRank 模型中分两种情况进行分析, 一种是不考虑银企风险传染效应, 另一种考虑此种效应. 由于资产规模大的银行在银行同业拆借以及银企信贷中处于更重要的地位, 而且已有研究显示规模大的银行造成的系统性风险效应更大<sup>[33]</sup>. 因此, 本研究考虑银行规模差异分析实体经济对银行系统性风险的影响. 我国银行可以分为国有商业银行、股份制商业银行、城市商业银行、农村商业银行和外资银行 5 类, 其中国有商业银行和股份制商业银行的规模较大, 在整个银行系统中处于核心位置并能够对整个银行系统产生较大影响; 而城市商业银行、农村商业银行和外资银行数量比例较大, 但规模相对较小, 一般处于银行系统边缘位置, 这些银行的风险冲击对整个银行系统不会产生重大影响. 基于此, 本研究将银行分为大规模银行和小规模银行两类, 其中大规模银行包括国有商业银行和股份制商业银行, 小规模银行包括城市商业银行、农村商业银行和外资银行.

将每家银行违约作为初始冲击, 进而计算  $DR_{bank}$  平均值度量银行系统性风险. 2013 年 ~ 2017 年实体经济对银行系统性风险影响结果如图 2 所示, 其中图 2(a) 和图 2(b) 分别是没有考虑实体经济和考虑实体经济两种条件下的结果. 从图 2 中可以看出, 无论是否考虑实体经济, 大规模银行所造成的系统性风险都要远远大于小规模银行的. 由图 2(a) 和图 2(b) 比较可知, 当考虑银企风险传染渠道时, 银行系统性风险显著大于只考虑银行风险传染渠道的系统性风险; 并且大规模银行的增加程度远大于小规模银行. 与小规模银行相比, 大规模银行往往与更多的企业有信贷联系, 当大规模银行受到风险冲击将风险传染给企业时, 企业通过信贷渠道传染给其他有关联的银行, 进而将风险反馈给银行系统, 放大了风险传染范围和冲击程度. 而小规模银行由于连接的企业数量通常较少, 就大大降低了银企间的风险反馈效应. 此外, 在图 2(a) 中系统性风险最高的年份为 2013 年, 而在图 2(b) 中最高的年份为 2014 年. 这意味着银企风险传染在银行系统性风险中占有

重要地位,忽视他可能会错误估计银行系统性风险.其中,对于大规模银行而言,2013年~2017年低估银行系统性风险的比例分别为4.73%、21.38%、35.64%、57.54%和78.68%;而小规模银行2013年~2017年低估的比例分别为6.61%、

31.84%、72.48%、25.75%和19.78%.不同年份的银行系统性风险变化趋势也反映出我国银行系统性风险在2014年之后逐渐降低.这体现了我国对金融行业监管力度的加强和金融供给侧结构性改革有效地降低了银行系统性风险.

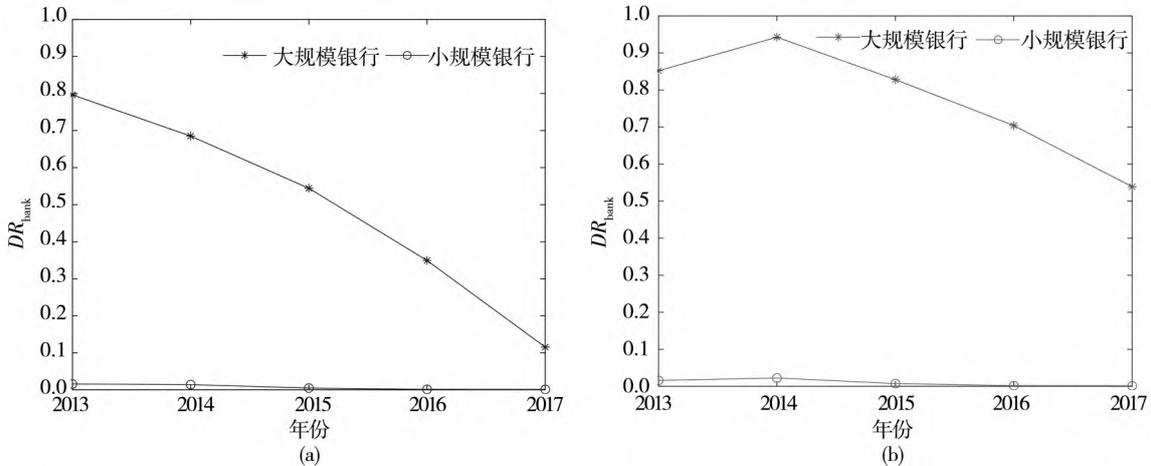


图2 实体经济对银行系统性风险的影响

Fig. 2 Impact of the real economy on systemic risk of banks

从图2可知,银行系统性风险  $DR$  值在2014年之后逐渐变小,这意味着实体经济对银行系统性风险的影响从2014年开始呈现下降趋势.这其中可能的原因在于2016年前后国家层面防范系统性金融风险背景下的“去杠杆”政策的作用结果,如2016年10月国务院印发《关于积极稳妥降低企业杠杆率的意见》等.在去杠杆率政策下,银行贷款在企业部门债务中的占比呈现下降趋势,进而使得实体经济对银行系统性风险的影响在降低.

### 3.2.2 不同行业对银行系统性风险影响差异

2018年4月2日中央财经委员会召开第一次会议,首次提出“结构性去杠杆”,为“打好防范化解金融风险攻坚战”划定基本思路.同时指出,要以结构性去杠杆为基本思路,分部门、分债务类型提出不同要求.本研究进一步分析不同行业对银行系统性风险影响,对“结构性去杠杆”具有重要意义.本节通过设置不同行业所有企业在均遭受相当于其核心资产不同比例的损失作为初始条件,分析不同行业对银行系统性风险影响.由图1实体经济与金融系统间反馈效应可知,实体经济遭受冲击,可通过信贷关联导致金融系统的信贷资产损失,亦可引发金融资产价格波动导致金融

市场风险,进而造成金融系统遭受风险,甚至引发金融系统内部风险传染.表1揭示了实体经济中实体企业遭受冲击通过信贷关联引发的银行系统性风险效应.

表1显示了不同行业在遭受核心资产比例为0.15和0.40的冲击条件下,不同行业引发的银行系统性风险.从表1可以看出,在两种冲击程度下,2013年~2017年中对银行系统性风险影响最大的均是制造业,并且会引起整个银行系统的崩溃.主要的原因在于制造行业的企业数量占较大比例,同时总贷款基数较大,并且大部分企业都属于中小规模企业,更容易受到外部风险冲击的影响.因此,在较小冲击条件下,就有可能对银行系统造成较大的风险损失.当冲击程度增大到0.40时,2013年~2017年居民服务、修理和其他服务业对银行系统影响也非常大,其亦可引发整个银行系统的崩溃.而此主要原因在于,居民服务、修理和其他服务行业的企业抗风险冲击能力强,但行业银行信贷规模较大.只有在遭受较大程度冲击时,才会通过较大规模银行信贷对银行系统产生显著影响.而对于房地产业,在冲击程度为0.40时,只有2013年~2015年间会造成银行系统崩溃.这意味着,房地产业在遭受较小冲击是不

会对银行系统造成极大影响。而随着 2016 年国家  
对较大程度冲击时，其对银行系统的影响也是很  
有限的。

表 1 不同行业引发的银行系统性风险效应

Table 1 Systemic risk effect of banks caused by different industries

行业	冲击程度 0.15					冲击程度 0.4				
	2013	2014	2015	2016	2017	2013	2014	2015	2016	2017
采矿业	0.010 1	0.007 0	0.007 0	0.006 3	0.005 7	0.023 3	0.015 9	0.016 7	0.010 5	0.010 9
电力、热力生产和供应业	0.014 7	0.008 1	0.012 8	0.003 3	0.003 8	0.030 2	0.050 7	0.077 4	0.007 4	0.007 6
房地产业	0.053 4	0.026 6	0.027 3	0.069 6	0.017 2	0.998 5	0.994 4	0.993 6	0.057 7	0.049 1
建筑业	0.003 9	0.004 2	0.006 0	0.005 8	0.005 2	0.012 2	0.008 5	0.013 1	0.012 0	0.011 1
交通运输、仓储和邮政业	0.003 8	0.002 0	0.002 8	0.001 6	0.002 4	0.008 1	0.004 8	0.006 9	0.004 6	0.004 8
居民服务、修理和其他服务业	0.058 8	0.044 5	0.048 0	0.047 6	0.047 3	0.998 4	0.995 1	0.994 0	0.929 6	0.940 9
农林牧渔业	0.006 2	0.003 1	0.005 7	0.001 7	0.002 4	0.012 5	0.006 9	0.010 8	0.008 2	0.005 4
批发和零售业	0.017 8	0.017 1	0.020 0	0.015 3	0.020 1	0.098 3	0.036 5	0.052 7	0.041 5	0.038 9
水利、环境和公共设施管理业	0.001 1	0.000 5	0.001 5	0.002 0	0.001 8	0.002 3	0.000 9	0.003 9	0.004 0	0.003 7
制造业	0.998 6	0.995 5	0.993 7	0.993 6	0.960 3	0.998 9	0.996 6	0.994 3	0.986 4	0.979 1
其他行业	0.002 0	0.001 2	0.001 0	0.001 8	0.001 7	0.004 3	0.002 6	0.002 3	0.003 9	0.003 9

3.2.3 银行系统对实体经济系统性风险的贡献

本节分析银行系统对实体经济系统性风险的影响，将每家银行违约作为初始冲击，进而计算平均值度量实体经济系统性风险，结果如图 3 所示。其中，将银行分为两类：大规模银行与小规模银行。大规模银行为国有商业银行和股份制商业银行，小规模银行为城市商业银行、农村商业银行和外资银行。由图 3 可知，实体经济系统性风险在 2014 年达到最高，之后逐年降低，并且大规模银行对实体经济造成的风险要远高于小规模银行的。这主要在于国有商业银行和股份制商业银行对企业的贷款规模以及具有信贷联系的企业数量均要远大于其他类型银行。当这两类银行遭受风险冲击时，能够影响更多的企业，并且银企间的风险反馈效应也会显著

增加。

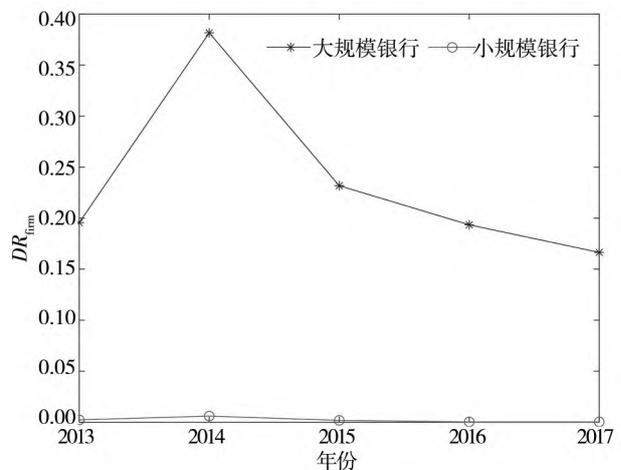


图 3 银行系统对实体经济系统性风险的影响

Fig. 3 Impact of the banking system on systemic risk of the real economy

表 2 不同类型银行引发的实体经济系统性风险效应

Table 2 Systemic risk effect of the real economy caused by different types of banks

银行	冲击程度 0.15					冲击程度 0.40				
	2013	2014	2015	2016	2017	2013	2014	2015	2016	2017
国有商业银行	0.115 4	0.146 4	0.114 1	0.103 0	0.073 0	0.206 5	0.275 9	0.215 7	0.198 2	0.168 3
股份制商业银行	0.081 5	0.177 7	0.109 1	0.096 4	0.073 7	0.170 8	0.312 4	0.202 2	0.182 3	0.170 0
城市商业银行	0.041 0	0.056 3	0.047 2	0.037 9	0.028 0	0.099 3	0.112 1	0.092 1	0.073 7	0.065 3
农村商业银行	0.008 8	0.024 8	0.018 1	0.008 6	0.006 5	0.021 7	0.028 8	0.036 2	0.016 7	0.015 3
外资银行	0.004 0	0.008 7	0.004 5	0.003 6	0.002 8	0.010 1	0.007 7	0.008 3	0.007 0	0.006 7

本研究进一步分析不同类型银行造成的实体经济系统性风险的差异。表 2 显示了不同类型银行在遭受核心资产比例为 0.15 和 0.40 的冲击条件下,引发的实体经济系统性风险效应。从表 2 可以看出在两种冲击程度下,国有商业银行和股份制商业银行对实体经济造成的风险效应均显著高于城市商业银行、农村商业银行和外资银行。虽然国有商业银行和股份制商业银行数量较少,但对企业贷款总和占有所有银行对企业贷款总和的比例超过 80%。因此,这两类银行受到风险冲击后对实体经济的影响要显著高于其他 3 类银行。

### 3.2.4 实体经济和银行系统对系统性风险的贡献

本节分析实体经济和银行系统对整个经济系统的系统性风险的贡献程度。首先分析单个银行或企业违约引发的系统性风险 DR 之间的差异,图 4 便是 2017 年银行和企业违约引发的系统性风险 DR 结果,其中图 4(a)和图 4(b)分别是银行和企业的对应的结果。从图 4 可知,银行和企业的

引发的系统性风险分布很相似,绝大部分银行和企业引发的整个经济系统的系统性风险很小,只有极少部分银行和企业能够对整个经济系统产生较大影响,并且银行违约对整个经济系统的影响大于企业。这意味着与单个企业违约相比,单个银行的违约能够对整个经济系统产生较大的风险冲击。进一步根据计算的 DR 值对所有银行与企业比较分析可知,在银行系统中引发较大系统性风险的少数银行主要集中在五大国有商业银行和部分股份制商业银行(兴业银行、招商银行、浦发银行、中国民生银行和中信银行),其他类型单个银行的违约几乎不会对整个经济系统产生显著影响。国有商业银行和部分股份制商业银行由于在整个经济系统中占有较大规模的信贷比例和信贷关系,这些银行的违约能够影响到大部分的银行和企业,进而能够对整个经济系统产生重大影响。而在所有企业中,引发较高系统性风险的企业主要集中在房地产业、居民服务、修理和其他服务业以及制造业。

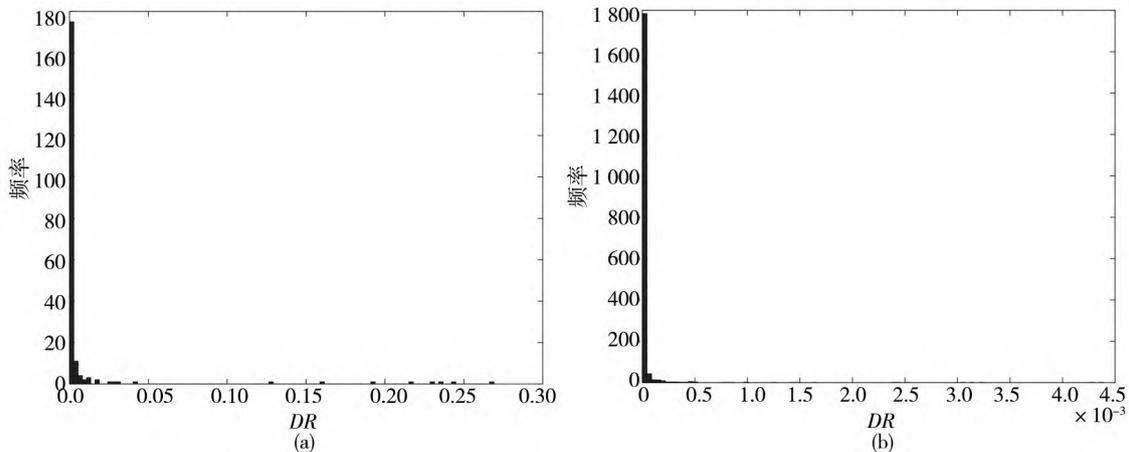


图 4 银行与企业违约引发的系统性风险

Fig.4 Systemic risk caused by bank defaults and firm defaults

上述分析了单个银行或企业违约引发的系统性风险效应, 本节进一步分析整个实体经济和银行系统对整个经济系统的系统性风险贡献程度。其中, 实体经济对经济系统的系统性风险贡献程度是指所有单个企业违约引发的系统性风险总效应占有所有单个银行和企业违约引发的系统性风险总效应之比。显然, 银行系统对经济系统的系统性风险贡献程度是指所有单个银行违约引发的系统性风险总效应占有所有单个银行和企业违约引发的系统性风险总效应之比。图 5 显示了 2013 年 ~ 2017 年银行系统与实体经济的系统性风险贡献程度。从图 5 中可以看出, 2013 年和 2015 年实体经济的系统性风险的贡献程度超过了银行系统, 这更加说明了本研究在分析系统性风险时不能忽视实体经济的风险反馈作用。在 2016 年和 2017 年, 实体经济的系统性风险贡献程度显著在降低, 这也体现了我国在防范金融风险的政策起到显著作用。

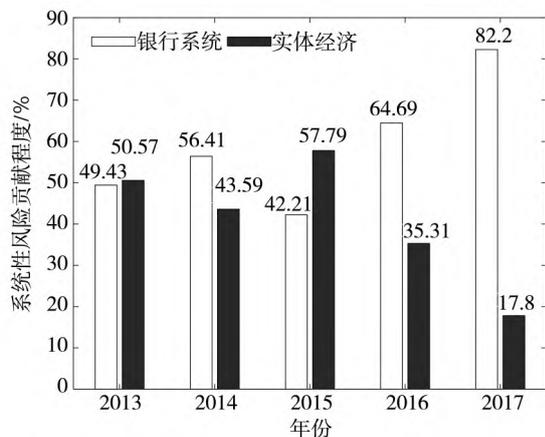


图 5 系统性风险贡献程度

Fig. 5 Contribution degree of systemic risk

### 3.2.5 系统性风险的影响因素

为了更有针对性的应对系统性风险, 需要了解能够对系统性风险产生影响的因素。相关研究表明, 银行和企业规模会对系统性风险产生重要影响, 银行和企业资产规模越大, 其违约对经济系统的冲击越大<sup>[35, 36]</sup>; Shim<sup>[37]</sup>认为银行投资多元化和市场集中度是影响金融稳定的重要因素。此外, 杠杆倍数、资产负债率、权益负债比等因素也会对银行系统性风险产生影响<sup>[1, 38-40]</sup>。基于上述研究, 本研究通过 2013 年 ~ 2017 年的面板数据

研究银行引发的系统性风险与银行资产规模、资产负债率、杠杆倍数、权益负债比、信贷总额和信贷集中度的关系, 以及企业引发系统性风险与企业资产规模、资产负债率、杠杆倍数、权益负债比、融资总额和融资集中度的关系。通过 Herfindhal 指数计算银行信贷集中度和企业融资集中度。对银行规模、企业规模、信贷总额和融资总额作取对数处理, 并分别对银行和企业建立如下面板数据回归模型

$$SR_{it}^B = \alpha_0 + \alpha_1 Size_{it}^B + \alpha_2 DAR_{it}^B + \alpha_3 LR_{it}^B + \alpha_4 ELR_{it}^B + \alpha_5 TC_{it}^B + \alpha_6 COC_{it}^B + type + year + \varepsilon_{it} \quad (18)$$

$$SR_{ut}^F = \beta_0 + \beta_1 Size_{ut}^F + \beta_2 DAR_{ut}^F + \beta_3 LR_{ut}^F + \beta_4 ELR_{ut}^F + \beta_5 TF_{ut}^F + \beta_6 COF_{ut}^F + industry + year + \varepsilon_{it} \quad (19)$$

其中  $SR_{it}^B$  与  $SR_{ut}^F$  分别表示银行  $i$  和企业  $u$  在  $t$  年份违约引发的系统性风险。解释变量可以分为两类, 一类是个体自身特征指标, 另一类是银行和企业间的信贷关系指标。个体自身特征指标包括资产规模 ( $Size$ )、资产负债率 ( $DAR$ )、杠杆倍数 ( $LR$ )、权益负债比 ( $ELR$ ); 银行和企业的信贷关系指标各自不同, 银行为信贷总额 ( $TC$ ) 和信贷集中度 ( $COC$ ), 企业为融资总额 ( $TF$ ) 和融资集中度 ( $COF$ )。银行和企业间的信贷关系能够对银企间风险传染产生重要影响, 信贷额度的大小决定了银行或者企业违约对相应交易对手产生的冲击程度, 而集中度则反映了能够影响的交易对手数量, 决定了所能够产生的网络效应的大小<sup>[24]</sup>。面板数据模型中分别对银行控制了类型和年份固定效应, 对企业控制了行业和年份固定效应。

对模型主要变量的描述性统计结果如表 3 和表 4 所示, 可知: 企业的平均规模要大于银行, 但银行引发的系统性风险效应平均值和标准差均大于企业; 银行的平均杠杆倍数和资产负债率均高于企业, 银行的平均权益负债比远低于企业。权益负债比作为衡量企业偿债能力的重要指标, 权益负债比越高, 银行或者企业抵御风险的能力越强, 这也反映了银行业处于较高的风险水平。此外, 企业的融资总额和融资集中度分别与银行的贷款总额和贷款集中度相近。

表 3 银行相关变量描述性统计

Table 3 Descriptive statistics of banks' related variables

变量	变量含义	样本数	均值	标准差	最小值	最大值
$SR^B$	银行系统性风险	1 045	0.021	0.076	0	0.387
$Size^B$	银行资产规模	1 045	16.251	1.543	13.261	21.682
$DAR^B$	银行资产负债率	1 045	0.923	0.020	0.675	0.959
$LR^B$	银行杠杆倍数	1 045	16.780	4.497	3.194	38.674
$ELR^B$	银行权益负债比	1 045	0.0702	0.025	0.027	0.464
$TC^B$	银行信贷总额	1 045	20.465	2.327	15.425	28.164
$COC^B$	银行信贷集中度	1 045	0.288	0.369	0	1

表 4 企业相关变量描述性统计

Table 4 Descriptive statistics of firms' related variables

变量	变量含义	样本数	均值	标准差	最小值	最大值
$SR^F$	企业系统性风险	9 505	0.002	0.029	0	0.725
$Size^F$	企业资产规模	9 505	21.945	1.248	14.941	29.471
$DAR^F$	企业资产负债率	9 505	0.448	0.700	0.008	63.971
$LR^F$	企业杠杆倍数	9 505	2.737	8.525	0.016	426.171
$ELR^F$	企业权益负债比	9 505	2.458	4.028	0.002	124.903
$TF^F$	企业融资总额	9 505	19.826	1.659	13.816	28.037
$COF^F$	企业融资集中度	9 505	0.249	0.357	0	1

表 5 银行引发的系统性风险影响因素

Table 5 Influencing factors of systemic risk caused by banks

变量	(1)	(2)	(3)	(4)
$Size^B$	0.186* (0.571)	0.168** (0.658)	0.189* (0.455)	0.176** (0.655)
$DAR^B$	2.785*** (0.502)	2.055*** (0.541)	2.036** (0.521)	2.512*** (0.501)
$LR^B$	1.259*** (0.343)	1.235*** (0.211)	0.986*** (0.106)	1.006** (0.025)
$ELR^B$	-3.266** (4.032)	-2.855** (3.514)	-3.201*** (3.986)	-3.556*** (5.062)
$TC^B$	0.152** (0.014)	0.206*** (0.020)	0.216** (0.0997)	0.199*** (0.105)
$COC^B$	-0.108** (0.062)	-0.085** (0.061)	-0.099** (0.0741)	-0.106** (0.059)
年份固定效应	控制	未控制	控制	未控制
类型固定效应	未控制	未控制	控制	控制
调整后 $R^2$	0.702	0.589	0.714	0.611
样本数	1 045	1 045	1 045	1 045

注：\*、\*\*和\*\*\*分别表示在10%、5%和1%置信度水平下显著；括号内的数值为稳健标准误。

表 6 企业引发的系统性风险影响因素

Table 6 Influencing factors of systemic risk caused by firms

变量	(1)	(2)	(3)	(4)
$Size^F$	1.486*** (0.150)	1.395** (0.165)	1.456** (0.152)	1.503** (0.162)
$DAR^F$	0.931** (0.061)	1.025*** (0.075)	1.056** (0.080)	0.987*** (0.082)
$LR^F$	0.903*** (0.025)	0.893*** (0.030)	0.906** (0.033)	0.916** (0.031)
$ELR^F$	-1.125* (0.023)	-1.152** (0.030)	-1.166** (0.031)	-1.172** (0.033)
$TF^F$	0.785*** (0.062)	0.823** (0.070)	0.817** (0.072)	0.792** (0.070)
$COF^F$	0.153** (0.236)	0.166*** (0.356)	0.168*** (0.316)	0.159*** (0.298)
年份固定效应	控制	未控制	控制	未控制
行业固定效应	未控制	未控制	控制	控制
调整后 $R^2$	0.652	0.523	0.688	0.551
样本数	9 505	9 505	9 505	9 505

注: \*、\*\*和\*\*\*分别表示在10%、5%和1%置信度水平下显著;括号内的数值为稳健标准误。

表 5 和表 6 结果显示,资产规模、信贷总额、融资总额、杠杆倍数和资产负债率与系统性风险具有显著正相关关系。全球金融稳定委员会将资产规模作为识别系统重要性金融机构指标之一,这显然意味着资产规模越大的银行或企业往往处于重要的地位,其违约会对整个经济系统产生较大冲击,引发较高的系统性风险。而信贷总额越大的银行和融资总额越大企业,他们在整个风险传染渠道中是关键性节点,其违约往往会扩大风险传染效应,进而引发更大程度的系统性风险。杠杆倍数和资产负债率是衡量银行和企业风险水平和偿债能力的重要指标,杠杆倍数和资产负债率越大,银行和企业的债务水平越高,其违约对其他银行和企业造成的风险冲击越大,这也符合实际情况。权益负债比与系统性风险呈显著负相关关系,这主要因为权益负债比越高,表示银行和企业的核心资本比例越高,抵御风险冲击的能力越强,降低了对其他银行和企业的风险传染影响。

从表 5 可以看出,银行引发的系统性风险随着银行信贷集中度增加而变小。这是因为大规模银行一般会持有更多元化的信贷组合,并且大部

分企业和银行都具有信贷关系。因此,大规模银行的信贷集中度相对较小,但信贷规模要比中小规模银行大的多,导致大规模银行的违约能够对大部分企业和银行产生风险冲击,引发较大的系统性风险。而中小规模银行信贷对象相对单一,对大规模银行来说,信贷集中度较高,但信贷规模相对较小。小规模银行的违约所造成的风险冲击就要小的多。此结果说明信贷组合的多元化并不一定会降低系统性风险,要同时考虑信贷规模和网络效应。

表 6 显示企业引发的系统性风险随着企业融资集中度的增加而增加。这主要在于:当企业从多家银行贷款时,由于资本缓冲的存在,该企业的违约对银行造成的风险损失被银行自身所吸收,阻止了风险的进一步扩散。但当贷款集中于 1 家或少数几家银行时,该企业违约对银行造成的风险损失就可能超过银行的资本缓冲阈值,进而引起风险的级联效应,放大了风险的传染效应。这也说明降低企业的融资集中度在一定程度上能够化解企业的违约风险,从而降低其对经济系统的风险冲击。

表7 滞后一期条件下银行引发的系统性风险影响因素

Table 7 Influencing factors of systemic risk caused by banks under the condition of one lag period

变量	(1)	(2)	(3)	(4)
$Size^B$	0.231** (0.485)	0.205*** (0.478)	0.199* (0.325)	0.213* (0.426)
$DAR^B$	2.556** (0.358)	2.145** (0.956)	2.097** (0.493)	2.479** (0.608)
$LR^B$	2.008* (0.256)	1.524** (0.316)	1.402* (0.134)	1.374** (0.209)
$ELR^B$	-4.016** (4.214)	-3.669* (3.147)	-3.747** (3.856)	-3.689** (4.056)
$TC^B$	0.235* (0.148)	0.214* (0.083)	0.211** (0.093)	0.207* (0.107)
$COC^B$	-0.117* (0.084)	-0.109* (0.091)	-0.127* (0.104)	-0.097* (0.094)
年份固定效应	控制	未控制	控制	未控制
行业固定效应	未控制	未控制	控制	控制
调整后 $R^2$	0.506	0.491	0.723	0.720
样本数	836	836	836	836

注: \* , \*\* 和 \*\*\* 分别表示在 10%、5% 和 1% 置信度水平下显著; 括号内的数值为稳健标准误。

表8 滞后一期条件下企业引发的系统性风险影响因素

Table 8 Influencing factors of systemic risk caused by firms under the condition of one lag period

变量	(1)	(2)	(3)	(4)
$Size^F$	1.526** (0.201)	1.477** (0.174)	1.626*** (0.181)	1.493** (0.211)
$DAR^F$	1.084* (0.074)	0.996*** (0.069)	1.022** (0.091)	0.973** (0.087)
$LR^F$	1.002* (0.031)	0.972* (0.074)	0.982* (0.044)	0.933* (0.034)
$ELR^F$	-1.231** (0.035)	-1.162* (0.033)	-1.331* (0.027)	-1.124** (0.031)
$TF^F$	0.877** (0.071)	0.793** (0.099)	0.875** (0.094)	0.914*** (0.078)
$COF^F$	0.206** (0.212)	0.179* (0.315)	0.215** (0.344)	0.187** (0.274)
年份固定效应	控制	未控制	控制	未控制
行业固定效应	未控制	未控制	控制	控制
调整后 $R^2$	0.641	0.622	0.701	0.699
样本数	7 604	7 604	7 604	7 604

注: \* , \*\* 和 \*\*\* 分别表示在 10%、5% 和 1% 置信度水平下显著; 括号内的数值为稳健标准误。

此外,对银行控制年份固定效应和类型固定效应以及对企业控制年份固定效应和行业固定效应,回归结果依然稳健。当解释变量和误差项之间存在相关性时,可能会出现内生性问题。测量误差、自变量和因变量之间的相互因果关系和遗漏

变量等因素均会引起变量间的内生性问题。为了进一步对回归结果的稳健性进行检验,本研究通过使用滞后一期的解释变量作为工具变量来排除潜在的内生性问题。回归结果见表7和表8,可以看到滞后一期回归结果与原始结果基本一致。

## 4 结束语

在我国社会经济发展过程中,金融系统与实体经济间具有高度的债务关联性。此关联性在促进社会经济发展的同时,为系统性风险形成提供了风险传染渠道,使得系统性风险在金融系统与实体经济间具有反馈效应。而现有对我国系统性风险研究往往聚焦于金融系统,忽视了其与实体经济之间风险反馈效应。针对此,本研究提出了一种新的 DebtRank 模型,用于度量具有风险反馈的系统性风险。基于我国 2013 年~2017 年银行与实体企业相关数据,对我国系统性风险的反馈效应与影响因素进行实证研究,得到如下主要结论。

1) 我国银行系统性风险主要来源规模大的银行,大规模银行的系统性风险显著大于小规模银行的系统性风险。这也在印证银行“太大而不能倒”问题。而忽视实体经济在银行系统性风险的作用,将会造成低估银行系统性风险。其中,在 2017 年时造成大规模银行的系统性风险低估超过 70%。

2) 我国实体经济不同行业对银行系统性风险的影响具有显著差异性。在所有行业中,制造业对银行系统性风险影响最大,该行业遭受冲击很可能通过风险反馈机制造成银行系统崩溃;当行业遭受较大程度冲击时候,居民服务、修理和其他服务业以及房地产业亦会对银行系统产生较大影响,甚至会导致银行系统崩溃。但随着我国房地产调控政策的实施,房地产行业对银行系统的影响显著降低。

3) 我国银行系统对实体经济系统性风险具有显著影响,而且不同类型银行的影响具有显著差异性。其中,国有商业银行和股份制商业银行对实体经济造成的风险效应最为显著,而且他们造成的影响均显著高于城市商业银行、农村商业银

行和外资银行。

4) 绝大部分银行和企业引发的整个经济系统的系统性风险很小,只有极少部分银行和企业能够对整个经济系统产生较大影响,并且银行违约对整个经济系统的影响大于企业违约的影响。在银行系统中引发较大系统性风险的少数银行主要集中在 5 大国有商业银行和部分股份制商业银行。而在所有企业中,引发较高系统性风险的企业主要集中在房地产业、居民服务、修理和其他服务业以及制造业。银行系统对整个经济系统的系统性风险贡献程度随着时间在变化,不一定就比实体经济的高。

5) 系统性风险影响因素分析结果显示:银行与企业的资产规模、杠杆倍数和资产负债率,以及银行信贷总额和企业融资总额均与系统性风险具有显著正相关关系;银行与企业的权益负债比与系统性风险具有显著负相关关系;银行信贷集中度对银行违约引发的系统性风险具有负向影响,而企业融资集中度对企业违约引发的系统性风险有正向影响。

由上述结论可知,在防范系统性风险发生过程中,不能仅从单一的银行系统出发,应同时考虑实体经济对银行系统的影响。首先,重点关注在银行系统中处于核心地位的大规模银行,对大规模银行增设附加资本,充分发挥大规模银行“风险屏障”的作用,这样既降低了银行系统性风险发生的概率,又有利于发挥金融行业的资本效率,更有效的服务实体经济。其次,“结构性去杠杆”应从金融去杠杆向实体去杠杆转变,不仅要降低系统重要性银行的杠杆率,也要严格控制风险较高行业的杠杆水平,如制造业和房地产业等,防止实体经济对金融行业的风险反馈效应。最后,要充分发挥“货币政策和宏观审慎政策双支柱”相结合的监管措施,应重视金融系统和实体经济间的金融加速器效应。

### 参考文献:

- [1] 杨子晖,李东承. 我国银行系统性金融风险研究——基于“去一法”的应用分析[J]. 经济研究, 2018, 53(8): 38-53.  
Yang Zihui, Li Dongcheng. An investigation of the systemic risk of Chinese banks: An application based on leave-one-out

- [J]. *Economic Research Journal* ,2018 ,53( 8) : 38 – 53. ( in Chinese)
- [2]Upper C. Simulation methods to assess the danger of contagion in interbank markets [J]. *Journal of Financial Stability* ,2011 ,7( 3) : 111 – 125.
- [3]李守伟,何建敏. 不同网络结构下银行间传染风险研究 [J]. *管理工程学报* ,2012 ,26( 4) : 71 – 76 ,99.  
Li Shouwei , He Jianmin. Investigating interbank contagion risks under different network structures [J]. *Journal of Industrial Engineering and Engineering Management* ,2012 ,26( 4) : 71 – 76 ,99. ( in Chinese)
- [4]高国华,潘英丽. 基于资产负债表关联的银行系统性风险研究 [J]. *管理工程学报* ,2012 ,26( 4) : 162 – 168.  
Gao Guohua , Pan Yingli. Financial interlinkages and contagion risk in the interbank market in China [J]. *Journal of Industrial Engineering and Engineering Management* ,2012 ,26( 4) : 162 – 168. ( in Chinese)
- [5]隋 聪,迟国泰,王宗尧. 网络结构与银行系统性风险 [J]. *管理科学学报* ,2014 ,17( 4) : 57 – 70.  
Sui Cong , Chi Guotai , Wang Zongyao. Network structure and systemic risk by banks [J]. *Journal of Management Sciences in China* ,2014 ,17( 4) : 57 – 70. ( in Chinese)
- [6]隋 聪,王宪峰,王宗尧. 银行间债务网络流动性差异对风险传染的影响 [J]. *管理科学学报* ,2020 ,23( 3) : 65 – 72.  
Sui Cong , Wang Xianfeng , Wang Zongyao. The impacts of interbank debt network liquidity differences on risk contagion [J]. *Journal of Management Sciences in China* ,2020 ,23( 3) : 65 – 72. ( in Chinese)
- [7]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 ,142.  
Ma Junlu , Fan Xiaoyun , Cao Yuantao. Estimating bilateral exposures in the China interbank market: Is there a systemic contagion? [J]. *Economic Research Journal* ,2007 ,( 1) : 68 – 78 ,142. ( in Chinese)
- [8]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.  
Fang Yi. Study on the transmission channel and measure of systematic risk: For macro-prudential policy implementation [J]. *Management World* ,2016 ,( 8) : 32 – 57. ( in Chinese)
- [9]Borges M R , Ulica L , Gubareva M . Systemic risk in the Angolan interbank payment system: A network approach [J]. *Applied Economics* ,2020 ,( 3) : 1 – 13.
- [10]Adrian T , Brunnermeier M K. CoVaR [J]. *The American Economic Review* ,2016 ,106( 7) : 1705 – 1741.
- [11]Acharya V V , Pedersen L H , Philippon T , et al. Measuring systemic risk [J]. *The Review of Financial Studies* ,2017 ,30( 1) : 2 – 47.
- [12]陆 静,胡晓红. 基于条件在险价值法的商业银行系统性风险研究 [J]. *中国软科学* ,2014 ,( 4) : 25 – 42.  
Lu Jing , Hu Xiaohong. Study on systemic risk of commercial banks based on conditional value at risk [J]. *China Soft Science Magazine* ,2014 ,( 4) : 25 – 42. ( in Chinese)
- [13]白雪梅,石大龙. 中国金融体系的系统性风险度量 [J]. *国际金融研究* ,2014 ,( 6) : 75 – 85.  
Bai Xuemei , Shi Dalong. Systematic risk measurement of China's financial system [J]. *Studies of International Finance* ,2014 ,( 6) : 75 – 85. ( in Chinese)
- [14]张冰洁,汪寿阳,魏云捷,等. 基于 CoES 模型的我国金融系统性风险度量 [J]. *系统工程理论与实践* ,2018 ,38( 3) : 565 – 575.  
Zhang Bingjie , Wang Shouyang , Wei Yunjie , et al. Measuring the systemic risk contribution of financial institutes in China based on CoES model [J]. *Systems Engineering: Theory & Practice* ,2018 ,38( 3) : 565 – 575. ( in Chinese)
- [15]杨子晖,陈雨恬,谢锐楷. 我国金融机构系统性金融风险度量与跨部门风险溢出效应研究 [J]. *金融研究* ,2018 ,46( 10) : 23 – 41.  
Yang Zihui , Chen Yutian , Xie Ruikai. Research on systemic risk measures and cross-sector risk spillover effect of financial institutions in China [J]. *Journal of Financial Research* ,2018 ,46( 10) : 23 – 41. ( in Chinese)
- [16]杨子晖,陈雨恬,陈里璇. 极端金融风险的有效测度与非线性传染 [J]. *经济研究* ,2019 ,( 5) : 63 – 80.  
Yang Zihui , Chen Yutian , Chen Lixuan. Effective measurement and nonlinear contagion of extreme financial risk [J].

- Economic Research Journal ,2019 ,( 5 ) : 63 – 80. ( in Chinese)
- [17]胡扬斌,谢 赤,曹 玺. 耦合风险视角下基于 GARCH-Copula 模型的基金组合风险研究[J]. 管理科学学报, 2019 ,22( 6 ) : 113 – 126.
- Hu Yangbin , Xie Chi , Cao Xi. Fund portfolio risk based on GARCH-Copula model from the perspective of coupled risk [J]. Journal of Management Sciences in China ,2019 ,22( 6 ) : 113 – 126. ( in Chinese)
- [18]马 理,彭承亮,何启志,等. 互联网金融业对传统金融业风险溢出效应研究[J]. 证券市场导报,2019 ,( 5 ) : 14 – 22.
- Ma Li , Peng Chengliang , He Qizhi , et al. Risk spillover effect of Internet financial industry on traditional financial industry [J]. Securities Market Herald ,2019 ,( 5 ) : 14 – 22. ( in Chinese)
- [19]Clemente G P , Grassi R , Pederzoli C. Networks and market-based measures of systemic risk: The European banking system in the aftermath of the financial crisis[J]. Journal of Economic Interaction and Coordination , 2020 , 15( 1 ) : 159 – 181.
- [20]Gatti D D , Gallegati M , Greenwald B C , et al. Business fluctuations and bankruptcy avalanches in an evolving network economy[J]. Journal of Economic Interaction and Coordination ,2009 ,4( 2 ) : 195 – 212.
- [21]Gatti D D , Gallegati M , Greenwald B , et al. The financial accelerator in an evolving credit network [J]. Journal of Economic Dynamics and Control ,2010 ,34( 9 ) : 1627 – 1650.
- [22]Ricchetti L , Russo A , Gallegati M. Leveraged network-based financial accelerator[J]. Journal of Economic Dynamics and Control ,2013 ,37( 8 ) : 1626 – 1640.
- [23]邓 晶,张加发,李红刚. 基于信贷网络的经济波动和风险传染研究[J]. 北京师范大学学报( 自然科学版) , 2013 ,( 4 ) : 438 – 442.
- Deng Jing , Zhang Jiafa , Li Honggang. Business fluctuation and risk contagion based on credit networks [J]. Journal of Beijing Normal University ( Natural Science ) ,2013 ,( 4 ) : 438 – 442. ( in Chinese)
- [24]Catullo E , Gallegati M , Palestrini A. Towards a credit network based early warning indicator for crises [J]. Journal of Economic Dynamics and Control ,2015 ,( 50 ) : 78 – 97.
- [25]Lux T. A model of the topology of the bank: Firm credit network and its role as channel of contagion [J]. Journal of Economic Dynamics and Control ,2016 ,( 66 ) : 36 – 53.
- [26]隋 新,何建敏. 基于多主体内生信贷网络的银企间风险传染研究[J]. 系统科学与数学,2017 ,37( 8 ) : 1807 – 1819.
- Sui Xin , He Jianmin. Research on the risk contagion between firms and banks based on the endogenous credit network with the multi-agent [J]. Journal of Systems Science and Mathematical Sciences ,2017 ,37( 8 ) : 1807 – 1819. ( in Chinese)
- [27]Gurgone A , Iori G , Jafarey S. The effects of interbank networks on efficiency and stability in a macroeconomic agent: Based model [J]. Journal of Economic Dynamics and Control ,2018 ,( 91 ) : 257 – 288.
- [28]Silva T C , Da Silva Alexandre M , Tabak B M. Bank lending and systemic risk: A financial-real sector network approach with feedback [J]. Journal of Financial Stability ,2018 ,( 38 ) : 98 – 118.
- [29]Battiston S , Puliga M , Kaushik R , et al. Debtrank: Too central to fail? Financial networks , the fed and systemic risk [J]. Scientific Reports ,2012 ,( 2 ) : 1 – 6.
- [30]Silva T C , Da Silva M A , Tabak B M. Systemic risk in financial systems: A feedback approach [J]. Journal of Economic Behavior & Organization ,2017 ,( 144 ) : 97 – 120.
- [31]Cimini G , Squartini T , Garlaschelli D , et al. Systemic risk analysis on reconstructed economic and financial networks [J]. Scientific Reports ,2015 ,( 5 ) : 15758.
- [32]Cimini G , Serri M. Entangling credit and funding shocks in interbank markets [J]. PloS One ,2016 ,11( 8 ) : e0161642.
- [33]Bardoscia M , Battiston S , Caccioli F , et al. DebtRank: A microscopic foundation for shock propagation [J]. PloS One , 2015 ,10( 6 ) : e0130406.
- [34]Aoyama H , Battiston S , Fujiwara Y. DebtRank Analysis of the Japanese Credit Network [R]. Tokyo: RIETI Discussion Paper Series 13 – E – 087 ,2013.

- [35] De Jonghe O, Diepstraten M, Schepens G. Banks' size, scope and systemic risk: What role for conflicts of interest? [J]. *Journal of Banking & Finance*, 2015, (61): 3–13.
- [36] Laeven L, Ratnovski L, Tong H. Bank size, capital, and systemic risk: Some international evidence [J]. *Journal of Banking & Finance*, 2016, (69): 25–34.
- [37] Shim J. Loan portfolio diversification, market structure and bank stability [J]. *Journal of Banking & Finance*, 2019, (104): 103–115.
- [38] Tasca P, Mavrodiev P, Schweitzer F. Quantifying the impact of leveraging and diversification on systemic risk [J]. *Journal of Financial Stability*, 2014, (15): 43–52.
- [39] Kwon O, Yun S, Han S H, et al. Network topology and systemically important firms in the interfirm credit network [J]. *Computational Economics*, 2018, 51(4): 847–864.
- [40] 朱波, 马永谈. 行业特征, 货币政策与系统性风险——基于“经济金融”关联网络的分析 [J]. *国际金融研究*, 2018, (4): 22–32.  
Zhu Bo, Ma Yongtan. Industry characteristics, monetary policy and systemic risk: Analysis based on the “economic and financial” network [J]. *Studies of International Finance*, 2018, (4): 22–32. (in Chinese)

## Systemic risk: Feedback effect between the financial system and the real economy

LI Shou-wei<sup>1,2</sup>, WANG Hu<sup>1,2</sup>, LIU Xiao-xing<sup>1,2</sup>

1. School of Economics and Management, Southeast University, Nanjing 211189, China;
2. Research Center for Financial Complexity and Risk Management, Southeast University, Nanjing 211189, China

**Abstract:** The high correlation between the financial system and the real economy results in a feedback of systemic risk between them. This paper proposes a measurement for the feedback effect of systemic risk, and makes an empirical study by using the data of Chinese banks and firms in 2013–2017. The results show that ignoring the role of the real economy will result in an underestimating of systemic risk of banks, and that the impact of different sectors of the real economy on systemic risk of banks is significantly different. Further, the banking system has a significant impact on systemic risk of the real economy, and the impact of different types of banks is significantly different. Third, the contribution of the banking system to systemic risk of the whole economic system will vary with time, while the banking system does not necessarily have a higher systemic risk than that the real economy. This paper further reveals the influencing factors of systemic risk.

**Key words:** systemic risk; feedback effect; influencing factors; DebtRank model