

金融风险传染机制研究

——基于中国上市银行数据的模拟

马 骏 何晓贝

(北京大学国家发展研究院, 北京 100091)

摘 要:本文基于中国上市银行的资产负债表数据建立了金融风险传染模型,对金融风险通过价格渠道传染的过程进行推演。模型根据金融市场数据校准了主要债券资产的需求曲线,模拟银行面临资本充足率约束条件下的最优抛售行为,有助于解决现有文献微观基础不足的问题,并为监管机构建立宏观审慎压力测试模型提供研究参考。本文模拟结果和政策含义如下:(1)银行的资产结构和金融市场深度都是影响金融风险传染的重要因素,过去几年随着我国金融市场深度的增加,金融风险传染的强度有所降低;(2)单个银行的最优行为在整个系统中可能会加剧金融风险的传染效应;(3)金融风险的演化呈非线性,判断风险的阶段对于监管部门至关重要。

关键词:金融风险传染;资产抛售;宏观审慎压力测试

JEL 分类号:E44, E50, G20 **文献标识码:**A **文章编号:**1002-7246(2021)09-0012-18

一、引言和文献综述

后疫情时代,全球债务占 GDP 比重大幅攀升,防范系统性金融风险将是各国监管机构的长期任务。金融风险传染是一个小的冲击演化成系统性金融风险的关键。在实践中,现有的银行压力测试是静态的,并不考虑金融风险在金融机构之间的传染,因而很可能低估一个小的冲击造成的后果。在学术界,针对我国金融机构之间风险传染的研究也比较有限,现有的文献大多集中在对金融市场交易和价格数据的实证分析,而对金融机构之间的金融风险传染机制的研究较少且过于简化。如果缺乏对机构间风险传染机制的模拟和压力测试,决策机构就难以预判潜在的风险点以及风险传染路径,因而难以制定有效

收稿日期:2019-01-29

作者简介:马 骏,经济学博士,北京大学国家发展研究院,E-mail:jma@nsd.pku.edu.cn.

何晓贝(通讯作者),经济学博士,北京大学国家发展研究院,E-mail:xbhe@nsd.pku.edu.cn.

* 作者感谢中国金融四十人论坛的课题资助,感谢匿名审稿人的宝贵意见,文责自负。

的审慎监管政策来防范危机或在危机中及时进行政策干预。

国际上对金融风险传染机制的理论和实证研究较为丰富。在国际文献中,金融风险传染可以大致分为对手方违约风险、持有共同资产的价格传染风险以及融资流动性风险三个主要的传染渠道。其中,对手方违约风险和融资流动性风险都通过金融机构之间的交易网络进行直接传播,持有同类资产的风险主要通过资产抛售传染,属于间接的网络传播。早期的学术研究更关注网络效应形成的直接风险传染,核心问题集中在违约形成的连锁反应以及金融网络的结构和关联度对金融稳定的影响。发达国家银行资产负债表采用公允价值的资产大约占总资产的30%~50%,这部分资产的价值与市场价格紧密挂钩。金融机构面临压力需要调整资产负债表时,倾向于出售流动性差的、风险较高的资产而持有更多流动性好的、低风险的资产。资产出售的规模很大、资产价格大幅下跌(远低于票面价值)、卖方遭受损失的情况被称为资产抛售(*fire sale*)。由于许多资产在会计中以市值计价,因此资产价格的变化会影响其它持有同类资产的机构的资产负债表,导致这些机构的资产减值,并可能也被迫出售资产,使得资产价格的下跌不断自我强化,风险在传染中被放大。Shleifer and Vishny (2011)对资产抛售的理论和实证文献进行了综述,提供了市场存在资产抛售的证据以及发生的机理。Mitchell and Pulvino (2012)从套利无效的角度解释了资产抛售中价格的剧烈变化,也提供了资产抛售的实证证据。Gorton and Huang (2003)通过一个理论模型证明市场并非总是有效,在一些资产被出售的时候市场可能没有足够的资产购买需求,导致资产价格偏离均衡价格。Schnabel and Shin (2004)认为,1763年荷兰金融危机与现代的金融危机的内核是一致的,均是复杂的信用关系和高杠杆引发的资产抛售,最后演变成整体的流动性危机。Cifuentes et al. (2004)模拟了资本充足率约束条件下,市值计价法(*mark-to-market*)加剧资产抛售的风险传染过程。Caballero and Simsek (2013)认为,由于存在信息不对称,银行难以从复杂的交易网络中判断资产的风险暴露,因此更有可能高估对手方风险而减少资产购买,导致资产价格加速下跌。Cont and Schaanning (2017)刻画了银行在被迫调整资产负债表的过程中进行的资产抛售,用欧洲的债券数据校准了资产需求曲线并计算银行的损失,结果显示价格渠道的风险传染非常显著,因此建议将资产抛售的机制纳入金融稳定部门的压力测试。

在政策实践层面,2008年国际金融危机后许多国家的央行投入大量资源开展金融风险传染机制方面的研究,尤其是构建涵盖金融风险传染的宏观审慎压力测试模型。这是由于传统的银行压力测试都是静态的,仅针对单个银行不考虑金融风险的传染和多期的演化过程,可能导致政策制定者严重低估冲击的后果。识别金融风险传染渠道有助于监管者设计有效的宏观审慎政策来重点监管系统重要性机构,降低系统性风险爆发的概率,也有助于监管层在风险爆发后及时建立防火墙或实施其它措施防止危机进一步扩散。英格兰银行、加拿大央行、欧洲中央银行等央行在该领域做了很多研究(Aikman et al., 2009; Burrows et al., 2012; Henry and Kok, 2013; Gauthier and Souissi, 2012; Cateau and Zhou, 2015; Pyoun, 2015)。这些央行的模型有很多共同点,例如都是通过

数个模块来分别模拟金融市场面临压力的典型事件,包括资产抛售、融资流动性收紧和违约的网络效应。模型结合了不同风险传染渠道,通过给定的宏观冲击对金融体系进行“宏观审慎压力测试”。其中,资产抛售造成的价格传染渠道是各国央行都重点开发的核心模块。

国内也有不少学者探讨我国银行体系的金融风险传导渠道。许多学者通过计量的方法构建中国的金融风险传染网络,评估各金融机构风险网络传染的速度、范围和深度等。例如,李政等(2016),邓向荣和曹红(2016),宫晓莉和熊熊(2020)等。相关的理论模型研究大部分集中于银行破产对其它银行造成的损失。例如,马君潞等(2007)、范小云等(2012)、高国华和潘英丽(2012)采用银行的资产负债表数据,通过最大化信息熵的方法估计银行之间的双边交易网络,模拟银行破产事件通过交易网络对其他银行形成的损失。但从历史经验来看,尽管银行破产是金融危机的重要表现,但一般不是金融风险的起点。银行破产往往已经是金融风险几经传染之后才爆发的事件,且实际发生的概率很低。因此,非常有必要深入研究其他金融风险传染的渠道或路径,以提升监管部门对金融风险的防控能力。

国内也有若干学者研究了资产抛售渠道在我国的银行体系中可能起到传染风险的作用。方意(2016)基于我国银行同业负债数据构建银行间的交易网络,模拟了银行破产以及银行去杠杆过程中抛售贷款资产造成的风险传染。方意(2017)在上述研究的基础上重点考察了房地产贷款违约和地方政府融资平台违约对我国银行造成的系统性压力。两篇文献都假设银行抛售的资产是贷款,并且假设贷款在被抛售的过程中有固定的资产折价比例。由于贷款的特性,该研究并不考虑由于公允价值计价造成的传染效应,其风险传染效应主要来自卖出银行间贷款对资金融出方银行造成的同样的折价损失(在文中称为负债流动性挤兑)。方意和郑子文(2016)拓展了贷款资产的种类,根据各银行持有不同行业贷款的比例、各类贷款资产的折价比率和各行业贷款资产价格的相关矩阵来构建银行间系统性风险传染路径的度量指标。王占浩等(2016)则考虑了公允价值计价的风险传染效应,根据我国银行持有的金融资产数据分析了公允价值计价造成的风险传染,通过刻画债券价格损失和对手方违约的渠道来模拟单个银行破产引发其它银行破产的情况。但总体而言,现有文献对资产抛售的模拟都是在高度简化的框架下进行,缺乏微观基础,未探讨银行面对约束条件的选择和行为。这些简化的处理方式使得模型结果与现实情况距离较远,也制约了其政策方面的实用性。

本文基于我国上市银行的资产负债表数据和金融市场数据,用模型刻画了银行在约束条件下的最优抛售行为,模拟了资产抛售导致的金融风险在银行间的传染路径。与现有文献相比,本文的贡献主要体现在三个方面。首先,根据我国银行间交易的特征纳入了多种可能被抛售的债券资产,基于中国债券市场的微观数据测算各资产的需求曲线,为解释银行的抛售行为提供了基础。其次,在资产分类的基础上,建立了银行的最优行为方程,分析银行的资产负债表结构和金融资产特性对银行抛售行为的影响,弥补了现有文献中微观基础不足的问题。最后,探讨银行面临资本充足率不足条件下的金融风险传染机

制,有助于决策机构在风险发生初期识别风险的性质和可能的后果。

本文研究和模拟得出了若干有意义的结论和政策含义。第一,在一定条件下,单个银行的最优行为在总体上可能造成风险传染的加剧。有些银行虽然不是系统重要性银行,但一旦成为风险的源头,其同质化行为也可能加速风险的传染。第二,资产的市场深度是影响风险传染的重要因素。随着2017-2019年间我国债券市场深度的增加,我国银行体系的金融风险传染强度有所降低。第三,风险的传染呈高度非线性,初期可能被忽略,风险所处的阶段也可能被误判,监管机构应该强化监测、分析和预警能力。第四,传统静态的银行压力测试容易低估金融系统的脆弱性,需要建立动态的、考虑金融风险传染机制的宏观审慎压力测试模型来更有效评估金融系统的稳健性。

本文余下的内容包括几个部分。第二节是银行数据的统计性描述;第三节建立模型,模拟资本充足率约束下的资产抛售过程;第四节是总结。

二、数据和参数校准

本文模拟采用我国31家上市银行公开的财务数据¹,数据来源于万得资讯。这31家上市银行被分成大型国有银行(5家)、股份制银行(12家)和中小银行(14家)。不同类型银行的监管规则、资产配置和业务类型有较大区别。下文首先根据2019年年报的财务数据提供描述性统计,然后根据可得的数据对银行持有的债券资产结构进行估计,最后基于债券资产的特性,建立资产需求曲线并根据我国金融市场的数据进行校准。

(一) 描述性统计

从资产结构来看,整体而言“发放贷款及垫款”是我国银行资产端占比最高的一类资产。但相对而言,大型国有银行持有的现金和贷款的占比都较高,而股份制银行和中小银行持有的交易性金融资产比重较高。“以公允价值计量且其变动计入当期损益的金融资产”和“以公允价值计量且其变动计入其他综合收益的金融资产”属于公允价值计价的金融资产。

¹ 截至2019年12月,在A股上市的银行有33家。由于西安银行和邮储银行有数据缺失,因此只采用31家银行样本。国有大型银行包括中国工商银行、中国建设银行、中国农业银行、中国建设银行、交通银行。股份制银行包括招商银行、浦发银行、中信银行、光大银行、华夏银行、平安银行、兴业银行、民生银行、广发银行、恒丰银行、渤海银行、浙商银行。其余归为中小银行。

表 1 样本银行的资产结构

	平均值(单位:十亿元)			占总资产的比重		
	大型国有 银行	股份制 银行	中小 银行	大型国有 银行	股份制 银行	中小 银行
现金及存放中央银行款项	211.63	36.32	3.44	10.30%	6.84%	7.92%
存放同业和其它金融机构款项	29.94	6.87	0.76	1.46%	1.29%	1.76%
拆出资金	52.20	14.80	0.83	2.54%	2.79%	1.91%
以公允价值计量且其变动计入 当期损益的金融资产	61.23	32.73	4.53	2.98%	6.16%	8.44%
以摊余成本计量的金融资产	362.30	89.78	9.09	17.63%	16.90%	20.5%
以公允价值计量且其变动计入 其他综合收益的金融资产	134.45	36.65	4.08	6.54%	6.90%	5.43%
买入返售金融资产	40.48	3.60	0.53	1.97%	0.68%	1.21%
发放贷款及垫款	1107.03	291.60	19.97	53.86%	54.89%	46.05%
长期股权投资	1.31	0.25	0.04	0.06%	0.04%	0.08%
应收款项类投资	0.00	0.00	0.45	0.00%	0.00%	1.03%
固定资产	17.13	2.96	0.20	0.83%	0.49%	0.40%

数据来源:Wind 资讯及作者整理。

银行的金融资产包括债券类资产、权益类资产和其它非标投资资产。本文重点考察银行在二级市场抛售资产形成的风险传染效应,因此主要关注银行持有的债券资产结构。不同类型债券资产的风险权重、流动性和会计准则不同,银行对资产的处理偏好也不同。因此本文从风险权重和会计计价方式两个维度来分析银行的金融资产结构。从会计计价角度,金融资产分为以公允价值计量且其变动计入当期损益的金融资产、以公允价值计量且其变动计入其他综合收益的金融资产和以摊余成本计量的金融资产。会计记账方式的不同使得上述金融资产在银行间风险传染的作用有所不同:以公允价值计价的资产受到市场价格变化的影响,银行需要根据市场价格变化来更新资产负债表;而以摊余成本计价的金融资产则不受资产价格变化的影响。从风险权重和流动性的角度,将银行持有的债券分为利率债(风险权重为 0)、同业存单(风险权重为 0.2)、票据(包括中期票据及短融,风险权重为 1)以及信用债(包括企业债、金融债等,风险权重为 1)¹ 四种大类。上市银行没有公布各类资产持有量的数据,本文根据相关信息估算了各类资产分别在三种会计项目中的占比。篇幅有限,具体数据不罗列。应当说明,在缺乏更精细的数据条件

¹ 通常意义上的信用债包括中期票据和短融。但本文将票据和短融独立作为一项。我们没有考虑“公司债”,因为公司债在证券交易所交易,而本文主要讨论银行间市场,市场深度也是根据银行间市场的数据测算。

下,估算的结果必然与实际情况有一定偏差,但这不影响模型用于展示金融风险传染机制。

(二) 资产需求曲线和市场深度

对资产抛售造成的风险传染的定量分析的一个核心内容是对市场价格弹性(该弹性描述抛售量对价格的影响)的估算。根据金融危机的实证经验,资产价格的变化幅度与抛售量之间是正相关关系。许多文献对市场压力情况下的资产需求和价格弹性进行了研究,提出了有实证证据基础的需求曲线方程,其中最常用的是线性函数形式。本文借鉴 Cifuentes et al. (2005), Bouchaud (2010), 以及 Cont and Schaanning (2017) 的方法构建线性模型的资产需求曲线。

用 P 表示资产的初始价格, ΔP 表示价格下降幅度(绝对值), Q 表示抛售资产的量, D 表示市场深度。市场深度的直观含义是大规模交易时资产价格不出现大幅波动的能力,下文会具体讨论。线性的资产需求函数指资产价格下跌的幅度表示为资产抛售量和市场深度的线性方程,如下:

$$\frac{\Delta P}{P} = \frac{Q}{D} \quad (1)$$

上述资产需求曲线的公式中,市场深度 D 是要校准的参数。在资产抛售规模不变的情况下,市场深度与资产价格变化幅度呈负相关的关系。借鉴 Cont and Schaanning (2017) 的做法,本文根据现券市场的日均交易量以及各类资产价格的日度波动率来估算各类资产的市场深度,将市场深度 D 定义为:

$$D = c \frac{ADV \sqrt{\tau}}{\sigma} \quad (2)$$

其中, ADV 表示资产的日均成交量, σ 表示资产的日度波动率, τ 表示抛售资产的时间跨度,通常按日计算。与同类文献一致,将常数 c 设为 0.4。本文用中债指数日均波动率在一年内的年平均值作为 σ , 银行间市场现券一年内的日均成交量作为 ADV , 将 τ 设为 5, 意味着抛售的过程为 5 天(一周), 以此计算各类资产的市场深度。如图 1 可以看出, 各类资产的市场深度在不同的年份差距很大, 但总体而言, 2017 - 2019 年间的市场深度从高到低分别为利率债、同业存单、票据、信用债。根据 2019 年我国金融市场的市场深度数据, 本文描绘出各资产的需求曲线, 显示在图 2。

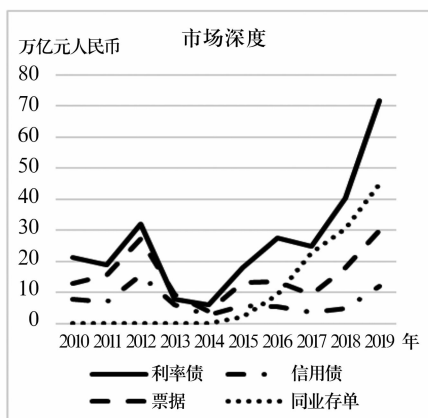


图1 2010-2019年间各类资产的市场深度
数据来源:作者测算。

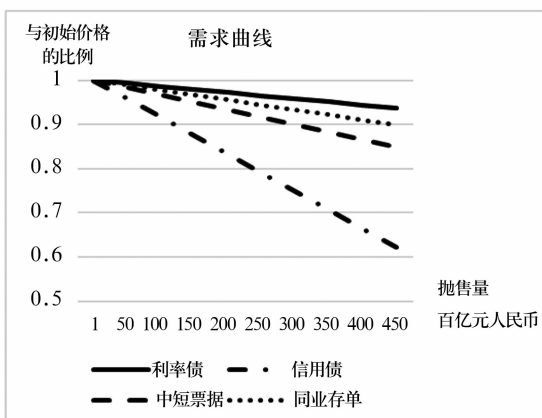


图2 资产需求曲线

三、资产抛售模型和模拟结果

本节基于我国上市银行的资产负债表等微观数据,建立描述银行间金融风险传染机制的模型,并模拟资产抛售造成的金融风险传染过程。

(一) 直接效应和传染效应

金融危机的典型特征是银行的剧烈去杠杆,其中资产抛售是去杠杆的一个重要表现,2008年国际金融危机就是一个典型的例子。银行由于偿付能力降低而去杠杆的过程可以抽象为资本充足率监管指标的硬约束引发的资产负债表收缩。虽然在实践中资本充足率是个相对滞后的指标,但用其作为模型中银行面临的外部约束与现实中银行由于受监管约束而调整资产负债表的情况相吻合。在资本充足率不达标的情况下,银行很难在短期内迅速通过增加资本(例如增发二级资本债)的方式提升资本充足率,而贷款由于期限一般较长也难以在短期内调整,因此资产抛售往往是银行在短期内收缩资产规模以提升资本充足率的方式。假设银行在第1期面临某个外部冲击(例如信贷损失),该冲击对银行的影响可以分成直接效应(第一轮效应)和传染效应(第二轮效应)。

1. 直接效应/第一轮效应(第1期)

假设某银行受到一个外部冲击,例如银行信贷损失上升。根据上市银行公开的财务数据,可以推算在其它条件不变的情况下,贷款违约损失对本银行造成的资本金损失和资本充足率(CAR)的下降幅度。这是直接效应。

2. 传染效应/第二轮效应(第2期及以后)

受冲击的银行如果资本充足率不达标,则需要抛售资本占用的资产(风险权重较高的资产)来满足监管规则的要求。银行会根据多个因素选择抛售哪些资产以及各类资产

的抛售量(具体见下文)。抛售导致资产价格下跌,资产价格的变化由资产抛售量和资产的市场深度决定(具体见下文)。由于抛售资产而导致的损失为投资损失(即投资收益为负)。对于按公允价值计价的资产项目,持有同类资产的其它银行也会面临资产价格下降、资本减计。由于投资损失或公允价值变动损失等因素的叠加,第1期以后可能有银行因为资本充足率不足也开始资产抛售,导致资产价格进一步下跌。如此循环,直到达到新的价格均衡点。

(二) 银行的最优行为方程

资本充足率是宏观审慎政策的核心监测指标。与资产负债率或杠杆率的定义不同,资本充足率采用风险加权资产,不同资产的风险权重不同(各资产用 i 表示),如公式(3)所示。因此,在用资产充足率(而非杠杆率)作为银行的约束条件的情况下,银行对于不同风险权重资产的处置方式有所不同。在各类资产细分的基础上,本文根据银保监会规定的风险权重规则计算各银行的资本充足率¹。用 N 表示净资本, A^i 表示资产 i , w^i 表示资产 i 的风险权重,资本充足率表示为:

$$CAR = \frac{N}{\sum_i A^i w^i} \quad (3)$$

根据银保监会的要求,系统重要性银行的资本充足率不得低于 11.5%,其他银行不得低于 10.5%。本文根据 2019 年年报的数据估算各个银行在模拟期的资本充足率²。需要说明的是,由于银行公开披露的财务数据有限,因此本文估算的结果与银保监会掌握的资本充足率数据会存在一定偏差,但这不影响本文对传染机制的模拟分析。

如上所述,当银行 j 不满足资本充足率的监管要求 CAR_{reg} 时,即 $\frac{N_{j,t+1}}{\sum_i A_{j,t}^i w^i} < CAR_{reg}$,

银行选择抛售一些类别的资产来提升资本充足率。用 $q_{j,t}^i$ 表示银行 j 对资产 i 的抛售量,用 I_j 表示银行 j 持有的资产类别的集合, I_j^F 表示银行 j 持有的以公允价值计价的资产类别的集合。银行 j 的目标函数是在 I_j 集中选择 $q_{j,t}^i$ 来最小化抛售造成的相对损失,即:

$$\min_{q_{j,t}^i} \sum_{i \in I_j^F} (A_{j,t}^i - q_{j,t}^i) \frac{\Delta p_j^i}{p^i} + \sum_{i \in I_j} \frac{1}{2} q_{j,t}^i \frac{\Delta p_j^i}{p^i} \quad (4)$$

公式(4)表示的抛售损失由两部分构成。资产价格的变化会对剩余资产中以公允价值计价的资产(I_j^F)造成损失,即会计准则中的公允价值变化损失,体现在公式(4)的第一项。公式的第二项表示抛售资产 $q_{j,t}^i$ 的过程中由于价格下跌而形成的投资损失(会计准则中的投资收益为负)。由于本文假设银行目标函数中的投资损失与抛售量是线性关系,整个抛售的过程中价格是均匀下滑的,因此抛售损失表示为 $\sum_{i \in I_j} \frac{1}{2} q_{j,t}^i \frac{\Delta p_j^i}{p^i}$ 。需要强调的是,本文假设任何一家银行无法知道其他银行的资产抛售量,因此也无法准确预测事后

1 篇幅有限,不再罗列具体资产权重数据。

2 考虑到市场的敏感性,本文不列出各银行的名字。

(ex post) 资产价格下跌的幅度,因而仅根据自身的抛售量来判断价格的变化幅度。

银行抛售行为的最优方程需要满足如下资本充足率的约束条件,即保证在抛售之后的预期资本金规模达到监管要求:

$$\frac{E\{N_{j,t+1}\}}{\sum_j (A_{j,t}^i - q_{j,t}^i) \left(1 - \frac{\Delta p_j^i}{p^i}\right) w^i} = CAR_{reg} + \delta \quad (5)$$

其中, $E\{N_{j,t+1}\}$ 表示银行 j 预期 $t+1$ 期的净资本,银行预期抛售过程中的损失会体现为净资本的下降。实际的 $N_{j,t+1}$ 和 $E\{N_{j,t+1}\}$ 的差异主要体现在银行对抛售价格预期的偏差,两者的演化方程在下文具体解释。等式(5)中的 $\delta > 0$ 表示银行的抛售规模会略高于监管要求。因为如果银行 j 严格按照监管要求的资本充足率目标抛售资产,由于公允价值计价损失的缘故($N_{j,t+1}$ 低于预期)可能会导致抛售后资本充足率仍然不达标。假设 δ 大于 0 也与现实相符,因为银行通常会保留一定的资本缓冲。

如上文所述,每个银行仅决定当期自身抛售的资产量,而事后的资产价格的变化由所有银行的抛售总量和资产需求曲线确定。在确定资产 i 的整体抛售量后,可以根据资产需求曲线计算资产 i 价格变化率 $\frac{\Delta P^i}{P^i}$ 。

$$\frac{\Delta P^i}{P^i} = \frac{\sum_j q_j^i}{D^i} = \frac{Q_i}{D^i} \quad (6)$$

从资本充足率的约束可以看出,资产抛售的过程虽然可以降低风险加权资产(分母缩小),但过程中的损失也可能造成资本减计(分子缩小)。因此,取决于银行初始的资本充足率和资产负债表结构,理论上银行抛售资产的过程也可能使得资本充足率下降。如果银行预期抛售某种资产后仍无法提高资本充足率,则不会选择抛售该资产。

基于上述分析,银行在选择抛售资产的类型和抛售量时主要受以下几个因素的影响:首先,资产的风险权重。在其它条件不变的情况下,出售风险权重越高的资产越有助于提升资本充足率。其次,资产需求曲线。在其它条件不变的情况下,资产价格弹性越大,投资收益损失和公允价值计价损失越大。最后,银行的资产负债表结构。在其它条件不变的情况下,银行在公允价值计价的会计项目中持有某类资产的余额越大,抛售该资产形成的损失也就越大。以上三种因素的共同作用构成银行的最优抛售行为。

(三) 各期资产负债表的演变方程

用每一轮资产抛售代表一期,需要跟踪测算每一期内所有银行的资产负债表的演变过程,从而在每一期开始时重新计算各个银行的资本充足率,用以判断是否需要抛售资产。根据会计计算方式, $t+1$ 期的银行净资本的滚动公式为:

$$N_{j,t+1} = N_{j,t} - \sum_i CL_{j,t}^i - \sum_i FL_{j,t}^i - \sum_{i \in I_f} ML_{j,t}^i + \sum_i NI_{j,t}^i - \sum_i RI_{j,t}^i \quad (7)$$

其中, $CL_{j,t}^i$ 表示银行的资产减值, $FL_{j,t}^i$ 表示抛售时形成的投资损失, $ML_{j,t}^i$ 表示公允价值计价损失, $NI_{j,t}^i$ 表示银行的净利息收入, $RI_{j,t}^i$ 表示再投资。在大部分的压力测试里,

资产减值 $CL_{j,t}$ 主要指期初的宏观冲击造成的信贷损失,用 A_j^i 表示银行 j 持有的各项资产 i 的余额, $CL_{j,t}$ 主要受违约概率(PD)和违约损失率(LGD)影响:

$$\sum_i CL_{j,t}^i = \sum_i A_j^i \times PD_{j,t}^i \times LGD \quad (8)$$

PD 和 LGD 的取值与资产类型 A^i 相关。本文采用银保监会公布的 2019 年各行业不良贷款率作为各行业 PD 的代理变量。假设全部贷款的违约损失率为 50% (抵押物价值),即由于银行持有抵押物,在发生违约的情况下可以收回 50% 的资产价值。

投资收益损失指银行 j 抛售金融资产过程中的损失。根据上文所述,线性资产需求曲线假设下的投资收益损失为:

$$\sum_i FL_{j,t}^i = \sum_i \frac{1}{2} q_{j,t}^i \frac{\Delta p^i}{p^i} \quad (9)$$

公允价值计价损失的大小取决于各银行的资产负债表结构,包括资产的种类和会计计量方式。例如,如果某银行持有的信用债全部记在以摊余成本计价的会计项目中,那么信用债价格变化并不会通过公允价值计价的方式对银行的资产形成影响。当资产价格变化后,可以根据各个银行的资产负债表项目计算其公允价值损失 $\sum_{i \in I_f^j} ML_{j,t}^i$:

$$\sum_{i \in I_f^j} ML_{j,t}^i = \sum_{i \in I_f^j} (A_{j,t}^i - q_{j,t}^i) \frac{\Delta p^i}{p^i} \quad (10)$$

银行资产 (A^i) 为贷款和债券,其中债券包括利率债、信用债、票据、同业存单,用债券资产 2019 年全年的平均收益率数据作为债券资产利率,用人民银行公布的贷款加权平均利率作为贷款的利息,计算总体的利息收入 $\sum_i A_i^i R_i^i$ 。银行负债 (L^k) 为存款、同业负债,其中将同业负债分为拆入资金和卖出回购,根据各项 2019 年全年的平均利率数据作为负债的利息,计算利息支出 $\sum_k L_k^k R_k^k$ 。由此净利息收入可以表示为:

$$NII_{j,t+1}^i = \sum_i A_i^i R_i^i - \sum_k L_k^k R_k^k \quad (11)$$

假设银行每期用于再投资 $\sum_i RI_{j,t}^i$ 占利润的比重以及对各类资产的配资比重(即未分配利润中再投资于各个资产的资金占未分配利润的比例)均维持在期初的比例,即 2019 年 12 月的资产组合。值得注意的是,公式(5)中银行 j 预期的 $E\{N_{j,t+1}\}$ 与公式(7)中的 $N_{j,t+1}$ 可能有所偏离,因为银行在抛售债券时并不掌握整个市场的抛售信息,因此预期的 $t+1$ 期期初净资本是根据 $q_{j,t+1}^i$ 计算的净资本(价格变化 $\frac{\Delta p_j^i}{p^i}$)。

(四)模拟的方法和结果

任何造成银行资本充足率不达标的事件都可以作为模型的初始冲击,例如信贷损失。实践中,银行压力测试的情景设计通常为宏观冲击,例如 GDP 下降。但宏观冲击对各个银行造成的影响不尽相同。例如,GDP 大幅下降,许多实体企业面临无法偿还贷款的风险,但各个银行的贷款行业和企业类型分布不同,因此各个银行信贷损失有很大差距。换

句话说,宏观冲击对各个银行的资本充足率的影响不同。这样的模拟需要建立在宏观经济对银行信贷损失影响的实证研究之上。考虑到宏观情景设计超过本文的研究范畴,本文采用另一种相对简化的方法,换句话说,对银行资本充足率的“监管要求”进行冲击,来模拟金融风险传染的影响,具体如下:根据计算,2019年所有上市银行的资本充足率都是达标的,为了便于各年份数据之间的横向比较,本文假设银行资本充足率的“监管要求”从原有的基础上提升一个百分点。即作为初始冲击,要求国有大型银行达到12.5%、股份制银行和中小银行达到11.5%的资本充足率要求。这与宏观冲击造成所有银行的资本充足率下降是相对应的。下文分两种情况讨论:(1)基于2019年数据,比较不同市场深度参数设定的模拟结果;(2)基准设定(2019年)与2017年、2018年数据模拟的结果进行比较。

1. 基准设定与市场深度参数调整

基准设定采用上市银行2019年的年报数据,假设抛售时间跨度为一周($\tau = 5$)。模拟结果显示,冲击发生后,一家股份制银行和两家中小银行的资本充足率不达标,需要抛售资产。

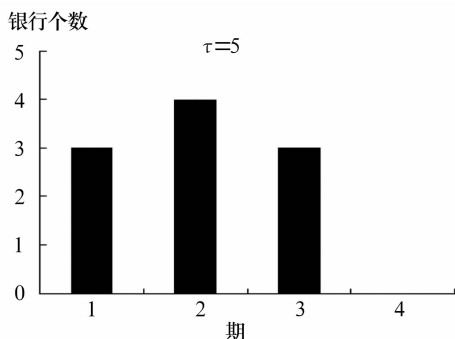
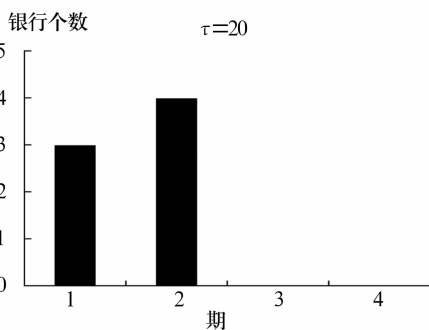
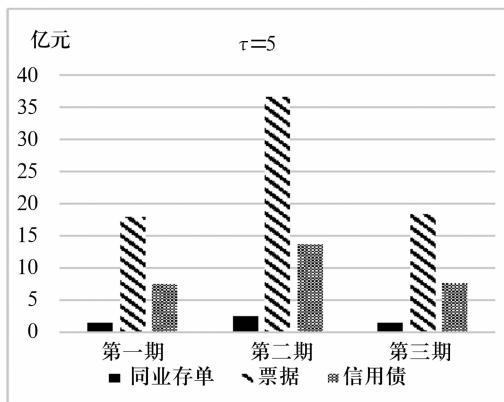
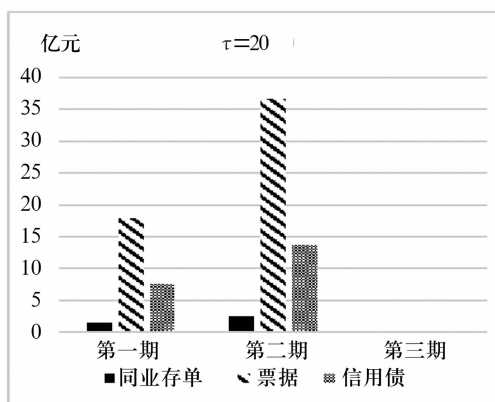
假设每一轮抛售为一期。第1期是初始期,即冲击发生的时期。图3、图5、图7分别显示当 $\tau = 5$ 时(基准情景),各期的资本充足率不足的银行个数、资产抛售量以及资产价格走势。从模拟的结果中,可以得到以下几个结论。

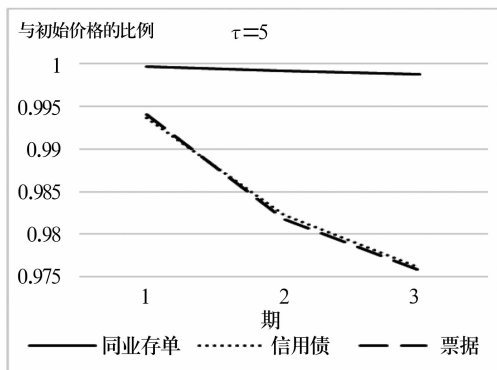
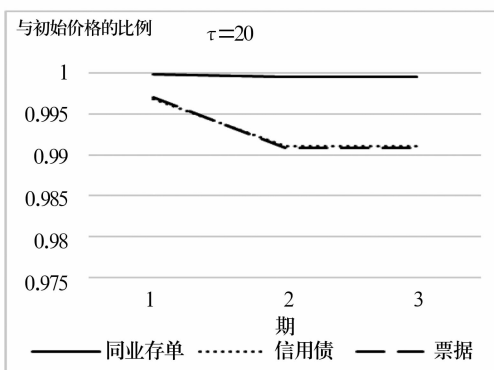
第一,可以看出金融风险传染演化的过程。传统的银行压力测试均为静态的压力测试,即只能显示第1期结果。本文由于考虑了金融风险传染,可以动态展示随后几期的传染效应。可以看出,在第1期有3家银行由于资本充足率不达标而抛售资产。尽管这3家银行抛售后满足了资本充足率的要求,但由于资产价格下跌和公允价值计价的原因,第2期有其它4家银行遭遇资产减值损失后资本充足率不达标,需要抛售资产。第2期的资产抛售规模显著高于第1期,显示金融风险传染效应(即第二轮效应)显著高于初始的外部冲击(第一轮效应)。4家银行的资产抛售发生后,资产价格进一步下跌,因此在第3期又有其它3家银行的资本充足率不达标,进行资产抛售。这一轮抛售后,全部银行的资本充足率都达标,金融风险传染的过程结束。

第二,可以看出银行选择抛售资产的逻辑。从图5、图6可以看出,在面临资本充足率约束时各银行选择抛售的资产中票据的抛售量最大,其次是信用债,最后是同业存单,而利率债没有遭到抛售。如上文所述,在资本充足率约束条件下,影响银行抛售资产选择的因素主要包括风险权重、市场流动性(价格弹性)和银行持有的公允价值计价的同类资产比重。银行不抛售利率债的原因是利率债的风险权重为零,抛售利率债对于提升资本充足率没有帮助。同业存单的风险权重较低(0.2),对提升资本充足率的作用有限,因此同业存单的抛售量较低。信用债和票据的风险权重一样,均为1。从银行持有的以公允价值计价的资产比重而言,信用债与票据的占比没有太显著区别。从市场流动性来看(见图1),票据的流动性显著高于信用债。综上两种因素,银行抛售票据的规模显著高于信用债。

第三,可以看出银行最优行为为加剧风险传染的机制。从图7、图8可以看出,票据价格下跌幅度略高于信用债。尽管各个银行均预期票据市场深度较高、抛售不会造成明显折价,但事实上所有银行的最优行为加总造成了票据抛售量最高,票据价格跌幅更甚于信用债。而票据和信用债价格下跌是引发金融风险的传染的渠道。这一结果说明,由于信息不对称,单个银行的最优行为可能会放大风险。

不同的参数设置尤其是市场深度的设置对模拟结果的影响值得检验,其中影响市场深度的最重要因素是抛售期 τ 。为检验市场深度对风险传染的影响,在维持其它参数不变的情况下,将抛售区间从5天延长到20天(相当于1个月的抛售期)的情形作为参照模型。图4、6、8显示参照模型的模拟结果。可以看出,给定同样的冲击,在市场深度较深的情况下,传染效应大大降低。资产抛售仅发生了两期就自动停止。虽然与基准设定相比,第1期和第2期的资产抛售规模非常接近,但资产价格的变化缓和得多,没有触发第3期的资产抛售。可见,市场深度是影响金融风险传染效应的重要因素。

图3 资本充足率不足的银行个数($\tau = 5$)图4 资本充足率不足的银行个数($\tau = 20$)图5 资产抛售总量($\tau = 5$)图6 资产抛售总量($\tau = 20$)

图 7 资产价格曲线($\tau = 5$)图 8 资产价格曲线($\tau = 20$)

2. 2017 - 2019 年数据模拟比较

由于金融风险传染的强度取决于多重因素,基于一个时点的模拟结果不一定能展示风险传染的全貌。对不同时间点上的银行数据进行模拟,可以对我国银行业的稳健性有更全面的观察。为了便于横向比较,我们对各年份采用与 2019 年数据模拟同样的资本充足率要求,抛售时间跨度设为一周($\tau = 5$)。模拟结果显示在图 9 - 图 14。与基准设定(图 3、5、7)相比,可以得到以下几个结论。

第一,在同样的资本充足率的冲击下,2017 年银行资本充足率在初始期不达标的个数最高(11 个),其次是 2018 年(7 个),最后是 2019 年(3 个)。这表明整体而言,银行的资本充足率水平在逐年上升。

第二,除了初始期的直接效应强度不同,各年份风险传染的强度也是递减的。2017 年初始期 11 家银行资本充足率不达标,到高峰时(第 3 期)已经有 21 家银行不达标(数量将近为第 1 期的两倍),需要进行资产抛售,到第 7 期时仍然有 18 家银行不达标。2018 年则是由 7 家银行传染至 9 家银行,到第 7 期仍然有 3 家银行不达标。2019 年则是由 3 家银行传染至 4 家银行,并且到第 4 期就完全达标了。可以推断,2017 - 2019 年间各类资产的市场深度逐渐增大显著改善了金融风险传染效应。

第三,金融风险的传染呈非线性。2017 年的模拟结果显示,在第 4、5 期时抛售已有收敛趋势,但第 6 期又有所扩大。可见在实践中是很难预测风险的演化过程,很难判断危机是否结束。这对于什么时间实施或退出宏观审慎政策的决策带来了挑战。

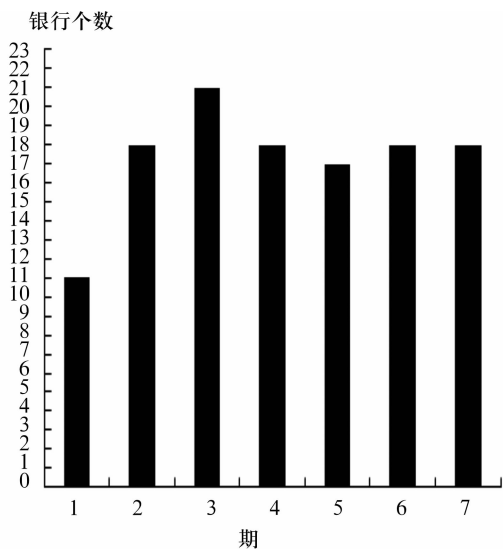


图9 资本充足率不足(2017年)

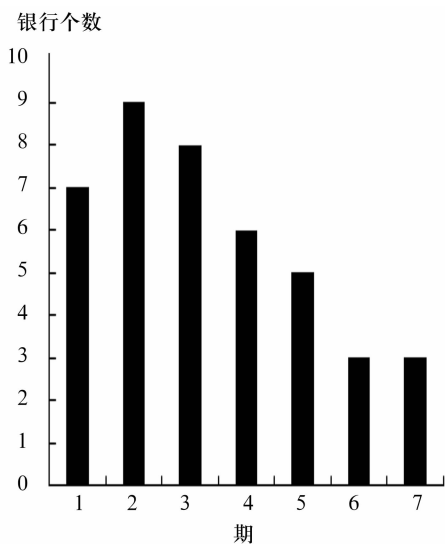


图10 资本充足率不足(2018年)

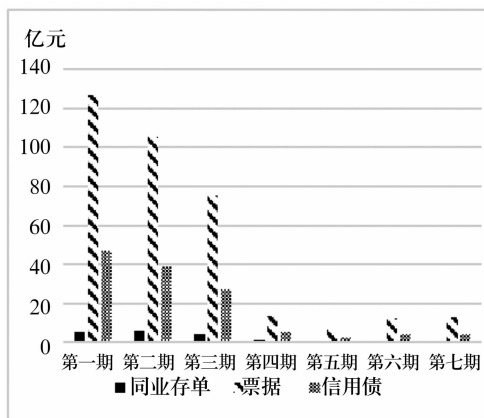


图11 资产抛售量(2017年)

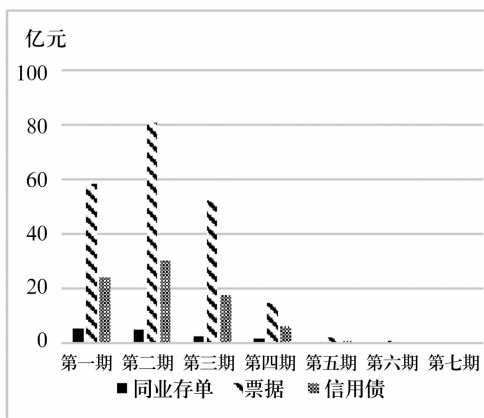


图12 资产抛售量(2018年)

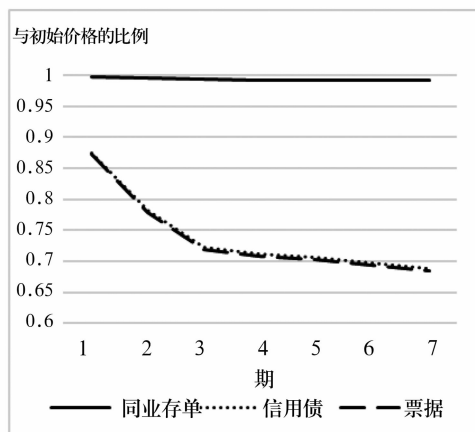


图 13 资产价格曲线(2017 年)

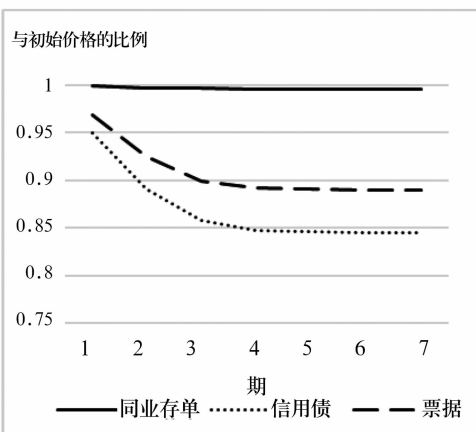


图 14 资产价格曲线(2018 年)

四、结论和政策含义

本文根据 31 家中国上市银行的资产负债表数据,对银行系统资产抛售传染的过程进行了推演,重点考察了价格渠道形成的风险传染机制,并根据市场深度参数和各年份数据进行了模拟和比较,得出以下结论和政策含义。

第一,债券市场深度是影响金融风险传染效应的重要因素。2017 - 2019 年间,随着我国金融市场深度的提升,金融风险传染的效应有所降低,即在这三年内银行系统的稳健性有所提高。

第二,由于信息不对称,单个银行的最优行为加总后可能成为放大风险传染的因素。这体现在银行均选择抛售流动性好的资产,反而造成该资产的价格下跌幅度更大,对持有同类资产的银行造成公允价值计价损失。

第三,金融风险的演化呈非线性。金融风险的演化过程取决于多种因素,包括银行的资产结构分布。实践中很难判断金融风险什么时候开始、什么时候结束,这对于选择宏观审慎政策的实施和退出时机带来了很大挑战。因此,对于监管部门而言,探索有效的工具以识别风险发生的信号和判断危机的阶段都至关重要。

第四,建立动态的、模拟金融风险传染的宏观审慎压力测试至关重要。从模拟结果可以看出,静态的银行压力测试模型只能看到冲击发生期的直接效应,无法预判随后几期的金融风险传染效应,这会大大低估对风险的评估。

本文研究还有许多扩展、改进和运用的空间。本文重点考察了资本充足率约束条件下的资产抛售造成的价格渠道的风险传染,而事实上,流动性覆盖率、杠杆率等监管工具均可能对银行形成约束。在不同的约束条件下,银行的行为也会有所不同。在价格传染渠道的基础上,还可以结合融资流动性风险、对手方违约风险等其它重要的金融风险传染

渠道,构建覆盖主要风险传染机制的模型组合,为我国监管机构建立宏观审慎压力测试框架提供参考。

参 考 文 献

- [1] 邓向荣和曹红,2016,《系统性风险、网络传染与金融机构系统重要性评估》,《中央财经大学学报》,第3期,第52~60页。
- [2] 范小云、王道平和刘澜飏,2012,《规模、关联性与中国系统重要性银行的衡量》,《金融研究》,第11期,第16~30页。
- [3] 方意和郑子文,2016,《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》,《国际金融研究》,第6期,第61~72页。
- [4] 方意,2016,《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》,《管理世界》,第8期,第32~57页。
- [5] 方意,2017,《中国银行业系统性风险研究——宏观审慎视角下的三个压力测试》,《经济理论与经济管理》,第2期,第48~66页。
- [6] 高国华和潘英丽,2012,《基于资产负债表关联的银行系统性风险研究》,《管理工程学报》,第4期,第162~168页。
- [7] 宫晓莉和熊熊,2020,《波动溢出网络视角的金融风险传染研究》,《金融研究》,第5期,第39~58页。
- [8] 李政、梁琪和涂晓枫,2016,《我国上市金融机构关联性研究——基于网络分析法》,《金融研究》,第8期,第95~110页。
- [9] 马君潞、范小云和曹元涛,2007,《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》,《经济研究》,第1期,第68~78页。
- [10] 王占浩、郭菊娥和薛勇,2016,《资产负债表关联、价格关联与银行间风险传染》,《管理工程学报》,第2期,第202~209页。
- [11] Aikman, D., P. Alessandri, B. Eklund, P. Gai, S. Kapadia, E. Martin, N. Mora, G. Sterne and M. Willison, 2009, “Funding Liquidity Risk in a Quantitative Model of Systemic Stability”, *Bank of England Working Paper*, No. 372.
- [12] Anand, K., G. Bédard – Pagé and V. Traclet, 2014, “Stress Testing the Canadian Banking System: A System – Wide Approach”, *Financial System Review*, 61.
- [13] Bouchaud, Jean – Philippe, 2010. “The Endogenous Dynamics of Markets: Price Impact and Feedback Loops,” Papers 1009.2928, arXiv.org.
- [14] Burrows, O., D. Learmonth, J. Mckeown and R. Williams, 2012, “RAMSI: A Top – Down Stress – Testing Model Developed at the Bank of England”. *Bank of England Quarterly Bulletin*, Bank of England, vol. 52(3), pages 204 ~ 212.
- [15] Caballero, R., and A. Simsek, 2013. “Fire Sales in a Model of Complexity,” *Journal of Finance*, American Finance Association, vol. 68(6), pages 2549 ~ 2587, December.
- [16] Cateau, G., T. Roberts and J. Zhou, 2015, “Indebted Households and Potential Vulnerabilities for the Canadian Financial System: A Microdata Analysis”, *Financial System Review*, Bank of Canada.
- [17] Churm, R., 2017, “Stress Test Modeling at the Bank of England: Past, Present and Future”, Bank of England.
- [18] Cifuentes, R., G. Ferrucci and H. S. Shin, 2005, “Liquidity Risk and Contagion”, *Journal of the European Economic Association*, 3(2 – 3): 556 ~ 566.
- [19] Cont, R. and E. Schaanning, 2017, “Fire Sales, Indirect Contagion and Systemic Stress Testing”, Working Paper 2/

- 2017, Norges Bank.
- [20] Gauthier, C. and M. Souissi, 2012, “Understanding Systemic Risk in the Banking Sector: A Macrofinancial Risk Assessment Framework”, *Bank of Canada Review*, 2012(Spring): 29 ~ 38.
- [21] Gorton, G. and L. Huang, 2004. “Liquidity, Efficiency, and Bank Bailouts,” *American Economic Review*, American Economic Association, Vol. 94(3), pages 455 ~ 483, June.
- [22] Henry, J., C. Kok, A. Amzallag, P. Baudino, I. Cabral, M. Grodzicki, M. Gross, G. Halaj, M. Kolb and M. Leber, 2013, “A Macro Stress Testing Framework for Assessing Systemic Risks in the Banking Sector”. *Occasional Paper Series* 152, European Central Bank.
- [23] Mitchell, M. and T. Pulvino, 2012. “Arbitrage crashes and the speed of capital,” *Journal of Financial Economics*, Elsevier, Vol. 104(3), pages 469 ~ 490.
- [24] Pyoun, D., 2015, “Systemic Risk Assessment Model for Macroprudential Policy (SAMP)”, Bank of Korea.
- [25] Schnabel, I., and H. S. Shin, 2004. “Liquidity and Contagion: The Crisis of 1763,” *Journal of the European Economic Association*, MIT Press, Vol. 2(6), pages 929 ~ 968, December.
- [26] Shleifer, A. and R. Vishny, 2011. “Fire Sales in Finance and Macroeconomics,” *Journal of Economic Perspectives*, American Economic Association, Vol. 25(1), pages 29 ~ 48.

A Study on Financial Contagion: A Simulation Based on the Chinese Banking Sector Data

MA Jun HE Xiaobei

(National School of Development, Peking University)

Summary: The debt to GDP ratio has increased significantly worldwide in the post Covid – 19 era, making maintaining financial stability a great challenge to regulatory authorities globally. As conventional stress testing models do not consider the contagion of financial risks and thus tend to underestimate the impact of shocks on financial resilience, the central banks in advanced economies have started to develop macroprudential stress test models with specific focus on financial contagion channels. However, studies on the contagion effects within China’s banking sector remain very limited. This paper aims to fill this gap and lay the foundation for China’s macroprudential stress test framework. Based on the granular balance sheet data of listed Chinese banks, we present a micro – founded model to capture the financial contagion effects within the Chinese banking sector. We focus on the mark – to – market price channel of fire sales, as it is proven to be a critical contagion channel during financial crises. We calibrate the demand curves of multiple asset classes using the bond data, model banks’ optimization problems in fire sales with regulatory constraints and simulate the model to exogenous shocks.

Specifically, we model both the first – round and the second – round effects of financial risks spreading in the banking sector. The first – round effect is the direct impact of a shock on banks, characterized by banks’ losses (e. g., credit losses) and the changes in banks’ capital adequacy ratios due to the losses. The second – round effect is the financial contagion effect that arises from banks’ responses. When a bank breaches its capital requirement due to the initial shock, it has to sell financial assets to boost the capital adequacy ratio. This

behavior causes mark – to – market losses of other banks with common asset holdings, which may cause them to breach capital requirements and start another round of fire sale. That depresses asset prices further and generates greater mark – to – market losses. The second – round effect is the contagion channel through which financial risks are amplified and spread in the banking sector.

We also model banks' optimal behaviors in response to shocks. To minimize losses of fire sales, banks consider multiple factors when choosing assets to sell. The first is the risk weight of the assets, as assets with higher risk weights weigh more in calculating capital adequacy ratios. The second is the market depth of the asset. Illiquid assets are typically sold at price discounts which can be quite drastic amid fire sales. Selling illiquid assets leads to greater investment losses and banks need to sell more to meet the capital requirements. The third is the banks' balance sheet structure. Given the price discounts at fire sales, a bank suffers greater losses from selling a class of assets if that asset class accounts for a Large share on the bank's balance sheet.

Our results and policy implications are as follows. First, market depth is critically important in the transmission of contagion risks. As the depth of the Chinese bond market grew from 2017 to 2019, the financial contagion effects were attenuated over the period. In other words, the banking sector in China became more resilient during these three years. Second, individual banks' optimal behaviors may amplify the financial contagion effects. This is because banks all choose to sell the same kind of relatively liquid assets and hence cause sharp price falls of that particular asset, which causes greater mark – to – market losses of other banks holding the common asset. Third, an external shock can generate contagion effects in a non – linear pattern. It is therefore very difficult to discern the emergence and the end of financial risks, which poses a serious challenge for regulators to decide when to act or exit. Forth, it is essential for the regulators to build a macroprudential stress test framework that captures the financial contagion effects. A conventional static bank stress test only captures the direct effects of shocks, and our results suggest that this will greatly underestimate the impact of shocks.

Our paper contributes to the literature in three ways. First, we consider multiple asset classes with different levels of market depth and estimate their demand curve based on the data from the Chinese bond market. That forms the basis upon which we model banks' optimal behaviors in response to shocks. Second, we model banks' optimization problem with regulatory constraint, and analyze the key factors contributing to banks' optimal behaviors. This lays the micro – foundations for stress testing models, which has been omitted in the literature. Third, we investigate quantitatively the effects of financial contagion when banks face the constraint of capital adequacy ratio. The simulation results can help regulators identify the sources of emerging financial risks and assess their impact on the financial system.

Keywords: Financial Contagion, Fire Sale, Macroprudential Stress Test

JEL Classification: E44, E50, G20

(责任编辑:王 鹏)(校对:WH)