

doi:10.19920/j.cnki.jmsc.2021.11.002

房地产市场与银行业系统性风险^①

方意¹, 赵胜民², 黄丽灵^{3*}, 荆中博⁴

(1. 中央财经大学金融学院, 北京 102206; 2. 南开大学金融学院, 天津 300071;
3. 北京大学汇丰商学院, 深圳 518055; 4. 中央财经大学管理科学与工程学院, 北京 102206)

摘要: 中国房地产市场通过贷款违约及其与银行业之间的耦合作用等渠道影响银行部门风险。基于持有共同资产网络模型, 考虑上述两种渠道引发的银行业系统性风险。时间维度而言, 房地产贷款违约造成的直接风险远小于降价抛售带来的间接风险。空间维度而言, 5家大型商业银行、招商银行、浦发银行等是系统重要性银行, 华夏银行、广发银行和招商银行等是系统脆弱性银行, 个人住房抵押贷款等是系统重要性资产。研究发现资产结构、银行结构和加权资产结构等是重要的风险因素, 系统性风险错配指数可以刻画中国银行业系统性风险状况。通过耦合作用分析发现, 银行业系统性风险同时也会对房地产市场形成冲击作用, 两者风险的相互强化加剧了风险爆发程度。

关键词: 房地产市场; 系统性风险; 宏观审慎政策; 银行业

中图分类号: F832.33; F832.59 **文献标识码:** A **文章编号:** 1007-9807(2021)11-0026-18

0 引言

2008年全球性金融危机的爆发凸显了金融体系关联性在系统性风险生成机制中的决定性作用。此次危机起源于2007年的美国次贷危机。在此之前, 美国金融机构发行了大量次级贷款, 金融机构纷纷持有该类资产及相关金融产品, 导致金融机构间因持有共同资产而具有高度关联。房地产市场泡沫刺破后, 次级贷款违约及相关金融资产价格大幅下跌, 引发投资者竞相抛售, 导致大量金融机构遭受严重损失, 最终演变为全球性金融危机。

通过反思可知, 系统性风险至少包含以下两个要素: 负向初始冲击和风险放大机制, 其中, 负向初始冲击既可以来源于金融体系外部, 也可以来源于金融体系内部。负向初始冲击是系统性风

险产生的诱因。相比之下, 风险放大机制是系统性风险的核心要素, 他通过金融机构间债权债务关系的直接关联和持有共同资产的间接关联对初始负面冲击进行传导、放大并最终引发系统性风险^[1]。

立足于国际经验教训反思中国现状, 中国当前也存在不容忽视的系统性风险隐患。从初始冲击要素看, 在“房住不炒”背景下, 房地产市场变得异常脆弱, 极有可能出现贷款违约等负向外部冲击。此外, 随着金融创新的发展, 我国金融体系的关联性与复杂性不断上升^[2,3]。其中, 以间接融资为主的金融体制使得各家银行均持有了大量的信贷资产, 大幅提高了中国银行业内部的间接关联性。

鉴于此, 有必要从银行业关联视角对中国银行业系统性风险进行度量, 并且对房地产市场贷

① 收稿日期: 2017-11-14; 修订日期: 2020-10-23。

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(71973162; 72173144; 71703182; 71850005); 国家社会科学基金资助重大项目(20&ZD101); 中国博士后基金资助项目(2020M670558); 中央财经大学青年科研创新团队项目。

通讯作者: 黄丽灵(1997—), 女, 江西赣州人, 博士生。Email: liling_huang@pku.edu.cn

款违约等负向初始冲击给予充分的关注。因此, 本文将构建理论模型, 对上述问题详细分析。目前, 从金融体系关联角度对系统性风险进行研究的文献主要可分为两类: 直接关联类与间接关联类。

关于直接关联的研究主要利用金融网络模型从理论和经验两个角度分别展开。理论角度主要关注金融网络的内生生成, 并以此探讨金融网络结构与初始冲击的相互作用关系以及风险分担与传染之间的权衡关系, 例如 Allen 和 Gale^[4]、Freixas 等^[5]、Zawadowski^[6] 以及 Acemoglu 等^[7]。实证思路往往基于给定的外生网络进行分析, 并基于序列违约算法或者虚拟违约算法^[8] 以模拟某家金融机构或者某组金融机构的倒闭在金融网络之间的多轮传染, 如 Upper^[9]、马君潞等^[10]、方意^[11] 以及杨海军和胡敏文^[12] 等。

关于间接关联的研究主要通过研究银行资产结构并构建关联网络来展开。Cifuentes 等^[13] 较早地研究银行持有共同资产的间接关联网络模型。在实际研究中, 间接关联网络优于直接关联网络。已有不少文献证实, 间接关联是导致此次全球性金融危机爆发的关键因素, 且该类关联性对系统性风险的放大作用更易测算。由于: 1) Upper^[9]、Glasserman 和 Young^[14] 都指出直接关联网络导致的损失较小, 这与金融危机期间出现的银行倒闭风潮实际情况并不相符。2) 直接关联网络需要银行的双边敞口矩阵, 目前中国未公布该数据。鉴于此, 本文重点关注间接关联。

具体而言, 间接关联网络模型主要有以下几点特征: 1) 将资产价格内生生化; 2) 关注系统性风险的生成机制; 3) 可构建多类测算银行自身风险与系统性风险的指标。

目前, 关于间接关联网络模型的研究仍然存在一定的缺陷。首先, 尽管间接关联网络模型的研究将非流动资产价格的生成机制内生生化, 但是他们往往只考虑非流动性资产, 例如 Cifuentes 等^[13]。为此, Greenwood 等^[15] 通过外生给定的非流动资产价格考虑了金融机构持有的多种非流

动金融资产降价抛售线性传染机制。Duarte 和 Eisenbach^[16] 则将 Greenwood 等^[15] 模型应用于美国的三方回购市场和银行持股公司中。在国内研究中, 方意和黄丽灵^[17] 基于 Greenwood 等^[15] 模型研究银行对不同抛售策略的选择, 并测度相关宏观审慎政策成本与收益。其次, 间接关联网络模型研究大多关注单轮传染。在上述研究的模型中, 除方意和黄丽灵^[17] 外, 其主体结果以单轮结果展示, 而仅考虑单轮传染将极大地低估系统性风险^[18]。

在间接关联网络模型的研究中, 学者们除关注系统性风险的生成机制而构建理论模型之外, 还注重模型应用而构建系统性风险相关度量指标, 以现实数据测算系统性风险或识别系统性重要银行。Greenwood 等^[15] 构建了总脆弱性指标 (aggregate vulnerability, AV) 用以度量整个体系的系统性风险, 即时间维度的系统性风险。Duarte 和 Eisenbach^[16] 在 Greenwood 等^[15] 的模型基础也构建了总脆弱性指标。在该指标基础上, 分别从资产和机构两个维度度量了脆弱性。Huang 等^[19] 利用蒙特卡洛模拟来估计风险中性概率分布下的银行资产组合损失, 以此测度系统性风险, 且具有前瞻性。Braverman 和 Minca^[20] 利用证券组合中与其他机构持有的共同资产的价值总和与证券组合市场价值之比作为脆弱性指标。范小云等^[21] 构建了基于方差分解结果的资产加权风险外溢性指标。

本着扬弃的思路, 借鉴 Adrian 和 Shin^[23] 对本文的理论模型假设进行经验分析, 并以 Greenwood 等^[15] 为基础构建了多轮传染的银行持有共同资产间接关联模型 (后文简称为 GLT 模型)。本文的主体模型与 Greenwood 等^[15]、Duarte 和 Eisenbach^[16] 有一定相似之处, 但也有重要区别。具体而言, 本文的主要贡献可分为 3 点。

第一, 构建了多轮传染的间接关联网络模型, 在传染过程中更新资产矩阵并区分“主动去杠杆”与“被动去杠杆”。首先, 采用多轮传染可提高模型测算结果精确性并剖析系统性风险传染过程。同时, 相比单轮传染, 多轮传染不仅仅是

技术差异,更多的是监管理念的进一步深化。其次,不同于 GLT 模型,本文模型在每轮传染后更新资产矩阵,并根据诱因对资产下降进行更细致的区分,从而提高系统性风险结果的精确度。最后,被动去杠杆来源于初始的负面冲击,主动去杠杆则来源于银行自身的行为决策。主动去杠杆才是系统性风险的关键来源以及宏观审慎监管的重要关注对象。

第二,构建资产结构、银行结构、加权资产结构和系统性风险错配指数等因素来探讨系统性风险,改进了传统研究主要通过规模、杠杆等因素来判断风险,这些指标从银行持有资产的结构以及资产在不同银行分布的结构,对于理解风险的生成更加深入。

第三,量化研究银行业系统性风险与房地产市场风险的相互耦合作用,不仅重点考虑房地产市场对银行业造成的影响,还考虑到银行业反过来还会影响房地产市场,存在相互影响机制。利用 Diebold 和 Yilmaz^[24] 的广义预测误差方差分解法,发现房地产业贷款环比增速受银行业系统性风险影响最大,而银行业系统性风险受个人住房贷款环比增速影响最大。

1 模型与系统性风险指标构建

1.1 模型假设及检验

模型构建借鉴了 GLT 模型。GLT 模型为 Greenwood 等^[15] 构建的用于研究银行间因持有共同资产而形成的间接关联网络模型而导致的风险传染。基于 GLT 模型的研究场景,可将其基本思想简要归结为以下 3 个假设:

假设 1 面临负向冲击时,银行会卖出资产以维持自身杠杆不变。

假设 2 银行卖出资产的权重与其初始资产权重相同。

假设 3 银行卖出资产面临降价抛售成本,且降价抛售成本与卖出资产数量成正比。

假设 2 和假设 3 都是为了简化模型的求解,

即使放开这两个假设,模型结论也不会出现太大的变化。模型最重要的研究假设为假设 1,其理论依据和实证经验由 Adrian 和 Shin^[23] 等给出。

理论依据源于:在巴塞尔监管协议和银行内在风险管理条件下,银行的资本金数量由其在险价值(value-at-risk, VaR) 决定。

受在险价值约束,为满足资本金要求,银行可增发股票或卖出资产。然而,发行股票只适合上行金融周期,在下行金融周期金融机构只能卖出资产^[33]。由于这两种方式都会导致银行杠杆降低,因此银行总杠杆变化与资产价格之间的负相关关系较弱(或呈现出正相关关系)。非金融部门由于没有或者很少通过在险价值来进行风险管理。因此,该部门的杠杆受资产价格的影响非常大且呈现出非常强的负相关关系。

就中国而言,中国银监会 2012 年颁布的《商业银行资本管理办法(试行)》明确指出商业银行采用内部模型法应遵守在险价值计量标准。因此,就理论而言,中国的商业银行存在主动调整杠杆以应对资产价格冲击的行为。

为了从经验上检验上述机制在中国是否成立,借鉴文献[23],选取中国社会科学院编制的中国部门资产负债表数据进行实证分析。对于非金融企业部门,选取数据为非金融企业金融资产与非金融企业总负债。对于其他存款性公司而言,选取的资产数据为其他存款性公司总资产,负债数据为对非金融机构及住户负债、对其他金融性公司负债和对国外负债以及其他负债的总和。这两个部分的杠杆以负债/资产来计算。计算样本期为 2005 - 03 ~ 2018 - 12。数据来源于 Wind 数据库。具体如图 1 所示。

由图 1 可以看出非金融企业部门杠杆增长率与资产增长率之间呈现出非常显著的负相关关系,而其他存款性公司的杠杆增长率与资产增长率之间则呈现出微弱的负相关关系。从而,假设 1 符合中国银行业实际。

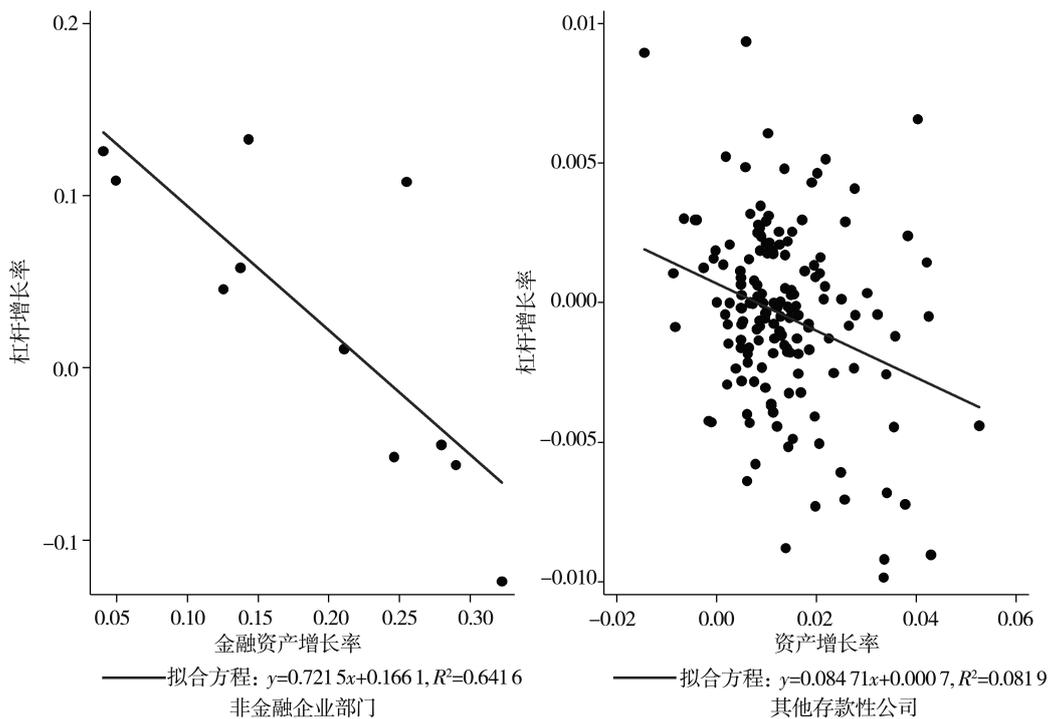


图 1 非金融企业部门与其他存款性公司的杠杆增长率与资产增长率之间的关系

Fig.1 Relationship between the growth rate of leverage and the growth rate of assets in the non-financial corporate sector and other depository companies

1.2 基准模型

GLT 模型主要缺陷是：1) 仅考虑单轮传染。实际上，金融危机的爆发往往并非由单轮传染造成，而是源于冲击在金融体系内被不断放大，风险持续传染而导致^[18]。因而，仅考虑单轮传染极有可能大幅低估系统性风险；2) 未对资产矩阵进行更新，事实上，由于遭受负向冲击并进行资产抛售，银行的总资产相对于冲击之前大幅减少。因此，GLT 模型会高估首轮传染导致的传染损失。

因此，本文在 GLT 模型的基础上进行如下改进：1) 采用多轮传染机制，更加深入地剖析系统性风险的传染过程。2) 在遭受冲击及每轮传染结束后对资产进行更新，并定义“主动去杠杆”与“被动去杠杆”两类不同的资产下降的诱因，以精确测量传染损失。

假定银行业遭受了来自房地产市场的负向外冲击，从而导致银行杠杆升高。随后，引入降价抛售溢出机制作为模型的传染机制，并构建多

轮传染模型。最后，基于模型，构建风险测度指标。假设初始期为 $t = 0$ ，本文的时期并不是客观的时间概念，而是按传染风险的轮次划分。在 t 时期，银行业中有 N 家银行，其中第 n 家银行的债务和权益分别是 $d_{n,t}$ 和 $e_{n,t}$ 。假设 A_t 、 E_t 和 B 分别为 t 时期的资产、权益和杠杆对角矩阵 ($N \times N$)，其对角元素分别为 $a_{n,t}$ ($a_{n,t} = e_{n,t} + d_{n,t}$)、 $e_{n,t}$ 和 b_n ($b_n = d_{n,t}/e_{n,t}$)。假设银行业中的第 n 家银行持有 K 项资产组合，且 $m_{n,k}$ 是第 n 家银行持有第 k 项资产占其总资产的比重。 M 为所有银行的资产组合组成的 $N \times K$ 矩阵。这里着重模拟负向冲击下银行抛售资产导致的风险传染问题。为此，假设 t 时期 K 项资产面临的损失率为 $F_t = ([f_{1,t}, f_{2,t}, \dots, f_{k,t}]')$ 。

完整的基准模型由下述 3 个方程构成

$$A_{t+1} = A_t - \text{diag}(\underbrace{BA_tMF_t}_{\text{主动去杠杆}} + \underbrace{A_tMF_t}_{\text{被动去杠杆}}) \quad (1)^{\textcircled{2}}$$

$$E_{t+1} = E_t - \text{diag}(A_tMF_t) \quad (2)$$

^② diag 函数的用法 遵循 Matlab 语法，即当其面对的是矩阵时，则取对角线元素，而当其面对向量时，则将此向量扩张为矩阵，且矩阵对角线元素与此向量元素完全一致。

$$F_{t+1} = \underbrace{L}_{\text{假设3}} \underbrace{M'BA}_{\text{假设2}} \underbrace{MF_t}_{\text{假设1}} \quad (3)$$

式中 L 为对角矩阵, $L = \text{diag}\{l_k\}_{K \times K}$ 是资产价格折扣率(或流动性折扣率). l_k 为第 k 项资产的资产价格折扣率, 度量了资产的流动性, l_k 越大, 第 k 项资产被抛售时面临的价格损失越大.

式(1)表明在每轮传染过程中, 由于外部冲击和降价抛售使得资产数量减少, 其中, 外部冲击带来的资产减少是指持有资产的价格下跌导致银行资产与权益的损失, 且会导致银行杠杆被动上升, 称之为“被动去杠杆”. 降价抛售带来的资产减少是指在维持杠杆恒定的内在驱使下银行主动调整其资产数量而带来的资产和负债下降. 称之为“主动去杠杆”.

“被动去杠杆”与“主动去杠杆”具有本质的区别. “被动去杠杆”存在两类诱因: 1) 外部冲击: 第 1 期时, 房地产贷款违约等初始冲击; 2) 降价抛售传染冲击: 自第 2 期起, 因上期银行自身及其他银行“主动去杠杆”而导致资产价格下降. 因此, 总体来看, “被动去杠杆”为资产价值变动而导致的银行资产下降和等额权益下降, 推升银行杠杆并诱发去杠杆机制. “主动去杠杆”是基于假设 1 给出的. 也即, 面临负向冲击时(为银行被动加杠杆), 银行会卖出资产(为银行主动去杠杆)以维持自身杠杆不变. 因此, “主动去杠杆”实际上为银行主动抛售资产从而带来的资产和负债下降, 这不会对银行的权益造成影响.

此外, 结合多轮传染机制可知, 除第 1 期外, “被动去杠杆”是“主动去杠杆”的原因, “被动去杠杆”是系统性风险的外在体现. 本文重点关注“被动去杠杆”部分. 结合对系统性风险的定义可知, 在多轮传染中, 区分“被动去杠杆”与“主动去杠杆”还可更加精确地测算系统性风险指标.

式(2)表明, 银行的权益变动只受“被动去杠杆”的影响. 也即, 被动去杠杆降低权益价值, 主动去杠杆不降低权益价值. 结合前述内容可知, 银行的权益变动只受外部冲击或银行“主动去杠杆”导致的降价抛售传染冲击而影响. 因此, “被动去杠杆”最终体现于银行权益损失的部分(银行权益最低为 0), 该部分则为本文关注的用

于测算系统性风险的部分.

式(3)给出了 K 项资产损失率在连续两轮传染中的转移方程. 本文的风险指标按照传染轮数独立计算. 因此, 除去首次冲击为“真实”的外部冲击外, 其余轮次的冲击均为上一轮传染的降价抛售损失. 由于 GLT 模型仅考虑单轮传染, 因此该转移方程并未出现在 GLT 模型中.

1.3 风险指标

基于基准模型可以给出多个风险指标. 其中, 系统性风险指标为时间维度系统性风险, 系统重要性银行指标、系统重要性资产指标和系统脆弱性银行指标为空间维度系统性风险指标.

1) 直接风险指标(DV). 此指标度量了首次外部冲击下整个银行业的权益损失比重. 该指标可直接度量银行业的风险敞口, 不考虑传染风险, 并不是系统性风险指标. 该指标数值越高, 说明由银行业风险承担导致的直接风险越高, 从而在初始冲击下遭受的损失越高, 对系统性风险的贡献也就越高. 然而, 该指标无法度量由间接关联性导致的传染风险, 仅从该指标测度系统性风险, 将导致系统性风险被严重低估.

2) 系统性风险指标(AV_{t+1}). 系统性风险指标的表达式为

$$AV_{t+1} = \frac{\mathbf{1}'A_{t+1}MLM'BA_tMF_t}{e_t} = \frac{\mathbf{1}'A_{t+1}MF_{t+1}}{e_t} \quad (4)$$

式中 $\mathbf{1}' = [\underbrace{1, 1, \dots, 1}_{N \times 1}]$,

此指标度量了降价抛售冲击下银行的权益损失比重. 与直接风险指标度量首次冲击带来的风险不同, 系统性风险指标刻画的是银行降价抛售行为导致的传染风险. 该指标着重考虑由于传染带来的系统性风险, 是时间维度系统性风险指标. 该指标数值越高, 说明银行业的间接关联性越高. 由于传染风险是导致系统性危机的重要因素^[36], 因此在测度系统性风险时, 需重点关注该指标.

另外, 由于每轮传染会导致银行业总权益发生变化, 以每轮传染冲击之前的银行业总权益为基准来计算系统性风险指标.

结合式(3)和式(4)可以发现, t 轮传染之后的银行业总权益损失率为

$$Loss_t = 1 - \prod_{i=0}^t (1 - AV_i) \quad (5)$$

式中 $t \geq 1$.

3) 系统重要性银行指标 ($SIB_{n,t+1}$). 系统重要性银行指标的表达式为

$$SIB_{n,t+1} = \frac{\mathbf{1}' \mathbf{A}_{t+1} \mathbf{M} \mathbf{L} \mathbf{M}' \mathbf{B} \mathbf{A}_t \boldsymbol{\delta}_n \boldsymbol{\delta}_n' \mathbf{M} \mathbf{F}_t}{e_t} \quad (6)$$

式中 $\boldsymbol{\delta}_n$ 为 $N \times 1$ 列向量, 且第 n 个元素为 1, 而其它元素均为 0. $\boldsymbol{\delta}_n'$ 为 $\boldsymbol{\delta}_n$ 的转置.

此指标度量了在第 t 轮传染中, 由于第 n 家银行降价抛售资产导致整个银行业权益损失的比重. 此指标给出了第 t 轮传染中单家银行对整个银行业系统性风险的贡献. 该指标是空间维度系统性风险指标. 该指标数值越高, 表明银行的系统性风险贡献越大, 系统重要性程度越强. 监管机构应当重点关注该类银行, 减少其风险承担, 从而降低其对系统性风险的贡献.

由式(6)可以发现, 系统重要性银行指标只考虑第 n 家银行降价抛售导致整个银行业权益损失比重. 结合式(6)与式(4), 可以得到

$$AV_{t+1} = \sum_{n=1}^N SIB_{n,t+1} \quad (7)$$

由式(7)可以发现, 系统重要性银行指标具有可加性. 可加性具有较强的政策含义: 对单家银行按其贡献征收系统性风险税收恰好能使得加总的税收与对整个银行业的要求完全一致.

4) 系统重要性资产指标 ($SIA_{k,t+1}$). 系统重要性资产指标的表达式为

$$SIA_{k,t+1} = \frac{\mathbf{1}' \mathbf{A}_{t+1} \mathbf{M} \mathbf{L} \boldsymbol{\delta}_k \boldsymbol{\delta}_k' \mathbf{M}' \mathbf{B} \mathbf{A}_t \mathbf{M} \mathbf{F}_t}{e_t} \quad (8)$$

式中 $\boldsymbol{\delta}_k'$ 为 $K \times 1$ 列向量, 且第 k 个元素为 1, 其它元素均为 0. $\boldsymbol{\delta}_k'$ 为 $\boldsymbol{\delta}_k$ 的转置.

系统重要性资产指标给出由于某项资产被各家银行抛售而对整个银行业权益造成的损失比重. 该指标数值越高, 表明资产的系统性风险贡献越大, 系统重要性越强. 该指标是空间维度系统性风险指标, 某种程度体现为功能监管. 监管当局应重点监控系统重要性资产指标较高的资产, 防止银行过量持有该类资产而导致系统性风险累积. 系统重要性资产指标只考虑银行业中第 k 项资产的降价抛售冲击. 需要格外指出的是,

此指标是本文的“特色”之处. 由于金融机构本质上是金融资产组合, 金融资产则构成了金融机构的“细胞”. 从金融资产视角看待系统性风险的生成, 更能抓住风险生成的本质, 为有效监管提供理论支撑.

5) 系统脆弱性银行指标 ($SVB_{n,t+1}$). 系统脆弱性银行指标的表达式为

$$SVB_{n,t+1} = \frac{\boldsymbol{\delta}_n' \mathbf{A}_{t+1} \mathbf{M} \mathbf{F}_{t+1}}{e_{n,t+1}} \quad (9)$$

此指标度量了银行业降价抛售冲击对每家银行造成的权益损失比重. 该指标是空间维度系统性风险指标, 与传统单家机构的金融风险管理指标(简称个体风险管理指标)比较接近, 但是为考虑传染风险之后的风险管理指标. 该指标数值越大, 银行的系统脆弱性越高, 从而在遭受冲击后或传染过程中越容易破产, 诱发更严重的传染风险.

6) 系统性风险错配指数 ($SRMM_{t+1}$). 系统性风险错配指数的表达式为

$$SRMM_{t+1} = \left[\sum_{n=1}^N \left(\frac{SIB_{n,t+1} a_{n,t+1}}{\sum_{n=1}^N a_{n,t+1}} \right) \right] \times \left[\sum_{n=1}^N \left(\frac{SVB_{n,t+1} a_{n,t+1}}{\sum_{n=1}^N a_{n,t+1}} \right) \right] \quad (10)$$

此指标理念由方意^[25]提出, 其研究发现中国银行业系统重要性程度较高的资产往往系统脆弱性指标较低, 系统脆弱性指标较高的银行系统重要性程度较弱. 也即, 系统重要性高的银行往往并不脆弱, 系统脆弱性高的银行往往并不重要. 系统重要性与系统脆弱性的错配使得中国银行业相对稳健. 为此, 本文将该理念量化, 给出系统性风险错配指数.

如式(10)所示, 利用各银行的资产规模为权重计算银行业的加权平均系统性重要性以及加权平均系统脆弱性, 以两者乘积计算指数. 系统性风险错配指数越高, 系统性风险越高. 也即, 该指标数值越高, 整个银行业中越容易出现系统重要性与系统脆弱性均较高的银行, 从而银行业系统性风险越高.

此外, 与系统性风险指标 (AV_{t+1}) 度量系统性风险总量不同, 该指标主要用以度量系统性风险结构.

1.4 风险指标影响因素分解

在分解因素之前,需要定义重要的变量. 定义 t 轮时系统总资产为 $a_t, a_t = \sum_{n=1}^N a_{n,t}$; 银行业的杠杆为 $b_t, b_t = d_t/e_t$, 其中 d_t, e_t 分别为银行业的总负债和总权益; $\alpha_{n,t}$ 为第 n 家银行资产在整个银行业的比重, $\alpha_{n,t} = a_{n,t}/a_t$; $\beta_{n,t}$ 为第 n 家银行的杠杆与整个银行业杠杆的相对比例, $\beta_{n,t} = b_{n,t}/b_t$, 用来度量第 n 家银行的相对杠杆. 相对杠杆数值越大, 该银行相对于整个银行业的杠杆越高; $m_{k,t}$ 为第 k 项

资产占全部资产的比重, $m_{k,t} = \frac{\sum_{n=1}^N m_{n,k} a_{n,t}}{a_t}$, 衡量

了该项资产的规模; $\mu_{n,k,t}$ 为第 n 家银行持有的第 k 项资产的权重与第 k 项资产占总资产比重的相对比例, $\mu_{n,k,t} = m_{n,k}/m_{k,t}$, 衡量了第 n 家银行持有的第 k 项资产相对于此项资产总规模的超额比重; $r_{n,t}$ 为第 n 家银行在第 t 轮受到的冲击, $r_{n,t} = \sum_{k=1}^K m_{n,k} f_{k,t}$, 其中第 1 轮为初始冲击, 后续轮次数冲击为降价抛售冲击; r_t 为银行业在 t 轮受到的平均冲击, $r_t = \sum_{n=1}^N \frac{a_{n,t} r_{n,t}}{a_t}$. 因此, $rr_{n,t}$ 为第 n 家银行在 t 轮受到的相对冲击, $rr_{n,t} = r_{n,t}/r_t$. 将 AV_{t+1} 改写成离散求和形式

$$AV_{t+1} = \frac{\sum_{i=1}^N a_{i,t+1} \sum_{k=1}^K m_{i,k} l_k \sum_{n=1}^N m_{n,k} b_n a_{n,t} r_{n,t}}{e_t} \tag{11}$$

式(11)可以进一步转化成

$$AV_{t+1} = a_{t+1} b_t (1 + b_t) r_t \sum_{n=1}^N \gamma_{n,t} \beta_{n,t} \alpha_{n,t+1} rr_{n,t},$$

$$\gamma_{n,t} = \underbrace{\sum_{k=1}^K m_{k,t}^2 \mu_{n,k,t} l_k}_{\text{资产结构}} \tag{12}$$

式中 $\gamma_{n,t}$ 给出了第 n 家银行的资产结构因子(简称资产结构), 其实质代表着第 n 家银行与其他银行间的关联性. 定义 γ_t 为整个银行业的资产结构, $\gamma_t = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \gamma_{n,t}$, 则有 $AV_{t+1} = f(a_{t+1}, b_t, r_t, \gamma_t)$. AV_{t+1} 与 a_{t+1}, b_t, r_t 和 γ_t 正相关. 也即, 银行业的资产规模越大、杠杆越高、面临的外部冲击越大和资

产结构因子越大, 则系统性风险越高.

需要指出的是, 资产结构指标相对于传统的系统性风险度量指标提出了完全不同的理念. 传统系统性风险指标认为资产组合越分散, 传染风险越大, 系统性风险越高. 资产结构指标则得出非流动性资产越集中于少数银行(银行持有的资产组合差异性越大), 系统性风险越高.

依据式(12), 可以将系统重要性银行指标分解为

$$SIB_{n,t+1} = a_{t+1} b_t (1 + b_t) r_t \alpha_{n,t} \beta_{n,t} rr_{n,t} \gamma_{n,t} \tag{13}$$

由式(13)可以发现, 系统重要性银行指标受系统性因素和个体性因素影响, 其中系统性因素包括银行业的资产规模、杠杆和外部冲击. 个体性因素主要包含每家银行的相对杠杆、相对规模、相对外部冲击以及每家银行的资产结构因子, 且系统重要性银行指标与这些个体因素都正相关.

对系统重要性资产指标($SIA_{k,t+1}$)的因素分解如下

$$SIA_{k,t+1} = a_{t+1} b_t r_t m_{k,t}^2 l_k \eta_{k,t},$$

$$\eta_{k,t} = \underbrace{\sum_{n=1}^N \mu_{n,k,t} \beta_{n,t} \alpha_{n,t} rr_{n,t}}_{\text{银行结构}} \tag{14}$$

其中最为重要的是银行结构因素, 其对系统重要性资产指标的影响体现如下: 当某种银行结构更容易出现高风险的银行且某项资产又更多地被这种高风险的银行所持有时, 就会出现该项资产更多地被卖出, 进而导致更大的权益损失. 因此, 该项资产的系统重要性数值也就更大. 这里需要对比资产结构和银行结构的差异.

对系统脆弱性银行指标($SVB_{n,t+1}$)进行因素分解如下

$$SVB_{n,t+1} = a_{t+1} r_t (1 + b_t \beta_{n,t}) \phi_{n,t},$$

$$\phi_{n,t} = \underbrace{\sum_{k=1}^K m_{k,t}^2 \mu_{n,k,t} l_k}_{\text{加权资产结构}} \underbrace{\eta_{k,t}}_{\text{银行结构}} \tag{15}$$

在此, 加权资产结构因子对系统脆弱性银行指标的影响也为正向, 原因在于银行结构因子越大, 该项资产越容易成为系统重要性资产. 也即, 该项资产对银行业的风险传染性较强. 如果该项资产被某银行大量持有, 则该银行的脆弱性越强.

2 模型模拟与风险因素分析

前面从理论层面出发,详细介绍了本文基础模型的改进以及由此衍生出的各种系统性风险指标.本节将从实证角度出发,利用实际数据对本文模型进行模拟,通过模拟结果分析模型的合理性,并对各个风险因素的相关性进行验证,为后文从时间维度、空间维度分别分析房地产市场负向冲击对银行业系统性风险的影响奠定基础.

2.1 数据说明

本文的样本银行包括工商银行、农业银行、中国银行、建设银行、交通银行、中信银行、光大银行、华夏银行、广发银行、平安银行、招商银行、浦发银行、兴业银行、民生银行、恒丰银行、浙商银行与渤海银行.样本区间为 2007 年~2017 年.

由于本文着重分析贷款的传染风险,对于非贷款类资产,假设其在卖出时不存在流动性折扣.对于贷款类资产,借鉴 GLT 模型,假设这些贷款流动性折扣率为 10^{-8} /百万元.对于银行的目标杠杆,以每年(第 n 家银行负债/第 n 家银行权益)得出每年银行的目标杠杆.需要指出的是,尽管本模型更适合大量持有盯市金融资产的金融

机构(如投资银行等),但 Greenwood 等^[15]认为即使信贷类资产不盯市且不能被迅速卖出(而是被多轮缓慢卖出),也不影响本模型的使用.对于房地产市场贷款冲击,借鉴 IMF^[26],假设房地产业贷款、个人住房抵押贷款分别受到 10%、4.5% 的不良贷款冲击.也即, $F_0 = [10\%, 4.5\%, 0, \dots, 0]'$. 本文数据主要来源于各银行的年报和 Wind 数据库.

2.2 模型模拟结果

为验证本文模型对 GLT 模型改进的必要性,借鉴 Danielsson 等^[27],将改进模型与 GLT 模型进行对比.图 2 为对比结果.如图 2(a)所示,在 2007 年和 2008 年,GLT 模型与本文模型测度结果几乎相同.2009 年~2017 年,两模型所测度的结果差异逐步增大,其主要原因在于:本文采取多轮传染机制.结合图 2(b)与图 2(c),不难看出 2007 年与 2008 年时的传染轮次数较少,2009 年后传染轮次数大大增加.由于本文模型采用多轮传染机制,传染轮次数的快速增加导致首轮传染后抛售资产的总量快速增加.该结论说明:第一,我国银行业系统性风险在 2009 年以后快速上升;第二,单轮传染机制无法准确地刻画严重程度较高的系统性风险水平.

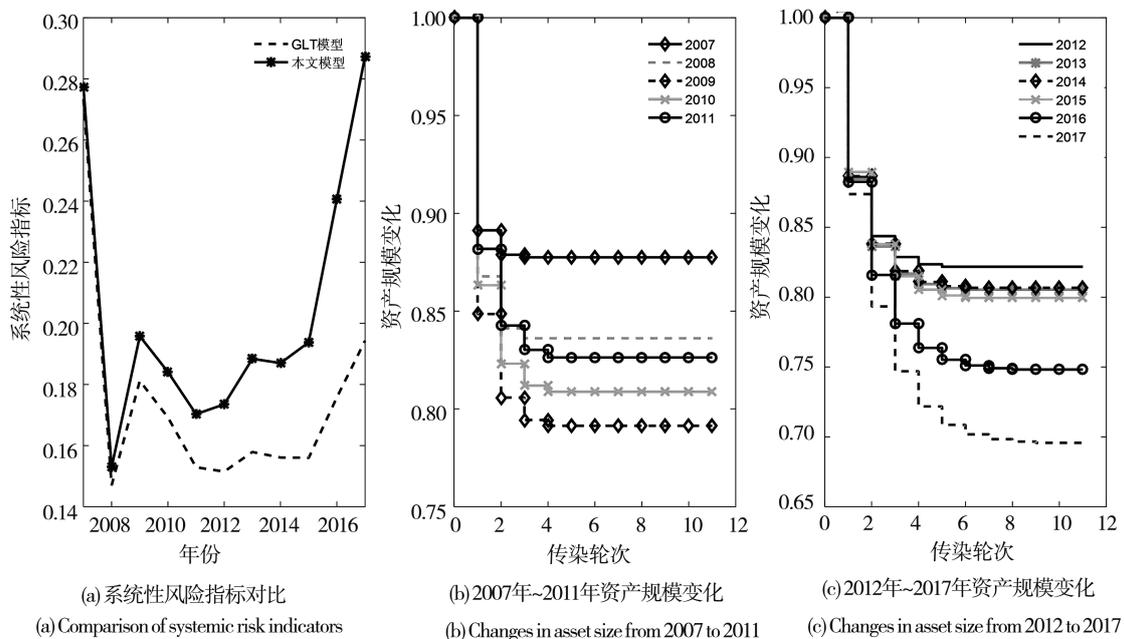


图 2 GLT 模型与本文模型对比分析

Fig. 2 Comparison of GLT model and this paper's model

图 2(b)与图 2(c)展示的是每轮传染后所剩资产占初始总资产的比例变化情况. 如图所示, 在 2007 年~2008 年, 第 1 轮抛售的资产占抛售资产总量的大部分. 2009 年后, 第 1 轮抛售资产占抛售资产总量的比例快速缩减, 基本达 50% 以下.

然而, GLT 模型仅能测度第 1 轮资产抛售所导致的溢出风险结果, 从而导致系统性风险结果被严重低估. 相较于 GLT 模型(单轮传染), 本模型(多轮传染)测算的系统性风险快速升高, 从而表现为图 2(a)中两模型结果差异增加. 此外, 结合图 2(a)、图 2(b)与图 2(c)可知, 2011 年~2017 年, 传染轮次数持续上升, 此时随着传染轮次数的增加, 两模型结果的差异也随之增加. 因此, 传染轮次数增加时 GLT 模型对系统性风险结果的低估程度也将加深.

2.3 风险因素相关性分析

由于本文的系统性风险指标都有明确的因素分解表达式, 因此可通过简单的相关性分析来确定因素的相对重要性.

表 1 为前 4 轮传染的系统性风险与影响因素之间的相关性. 由表可以看出, 在第 1 轮传染时, 银行的系统性风险与资产规模、外部冲击以及资产结构因子正相关, 相关系数分别为 0.908、0.816 和 0.970, 与杠杆的平方负相关 (-0.477). 这表明, 在样本期间, 银行业系统性风险主要由资产结构和资产规模驱动, 而外部冲击、杠杆等因子对当前银行业系统性风险影响较小. 在第 2 轮至第 4 轮, 资产结构和资产规模对于银行业系统性风险仍然非常重要, 与此同时, 外部冲击因素的重要性增强.

表 1 系统性风险 (AV) 与影响因素的相关性

Table 1 Correlations between systemic risk (AV) and influencing factors

相关性	第 1 轮传染	第 2 轮传染	第 3 轮传染	第 4 轮传染
AV 与资产规模的相关性	0.908	0.911	0.858	0.798
AV 与杠杆平方的相关性	-0.477	-0.484	-0.415	-0.360
AV 与外部冲击的相关性	0.816	0.993	0.997	0.998
AV 与资产结构因子的相关性	0.970	0.981	0.957	0.921

根据图 3, 系统重要性银行指标与银行资产规模的相关性约为 0.95. 与此同时, 系统重要性银行指标与外部冲击、资产结构之间存在一定的正相关性, 且随时间逐渐上升. 系统重要性银行指标与银行杠杆之间的相关关系在 2008 年后维持负向. 这表明, 中国各银行的系统重要性指标主要由其资产规模决定. 除此之外, 银行所受到的外部冲击和其所构成的资产结构对其系统重要性也有一定的影响, 且影响程度逐渐增加. 系统重要性资产指标与资产规模的平方之间高度相关, 与银行结构因子之间的相关性较弱且波动较大. 从系统脆弱性银行指标与杠杆、资产结构以及两结构因子相关系数间的相关性看, 这 3 类指标对于系统脆弱性银行指标的影响随时间变化而改变.

3 房地产市场贷款违约冲击对银行业风险的影响

3.1 银行业系统性风险度量

基于模型和数据模拟得到的 2007 年~2017 年的银行业的系统性风险如表 2 所示. 从直接风险指标 (DV) 看, 银行业在 2007 年面临的房地产市场贷款风险最高. 随后, 整体处于下降趋势. 在全球金融危机前夕 (2007 年), 银行业风险积累达峰值, 从而在负向冲击下导致严重的直接风险损失. 全球金融危机爆发时, 由于“4 万亿元”经济刺激计划, 银行业在 2009 年形成 9 万亿元的天量信贷, 且许多贷款流向房地产相关行业.

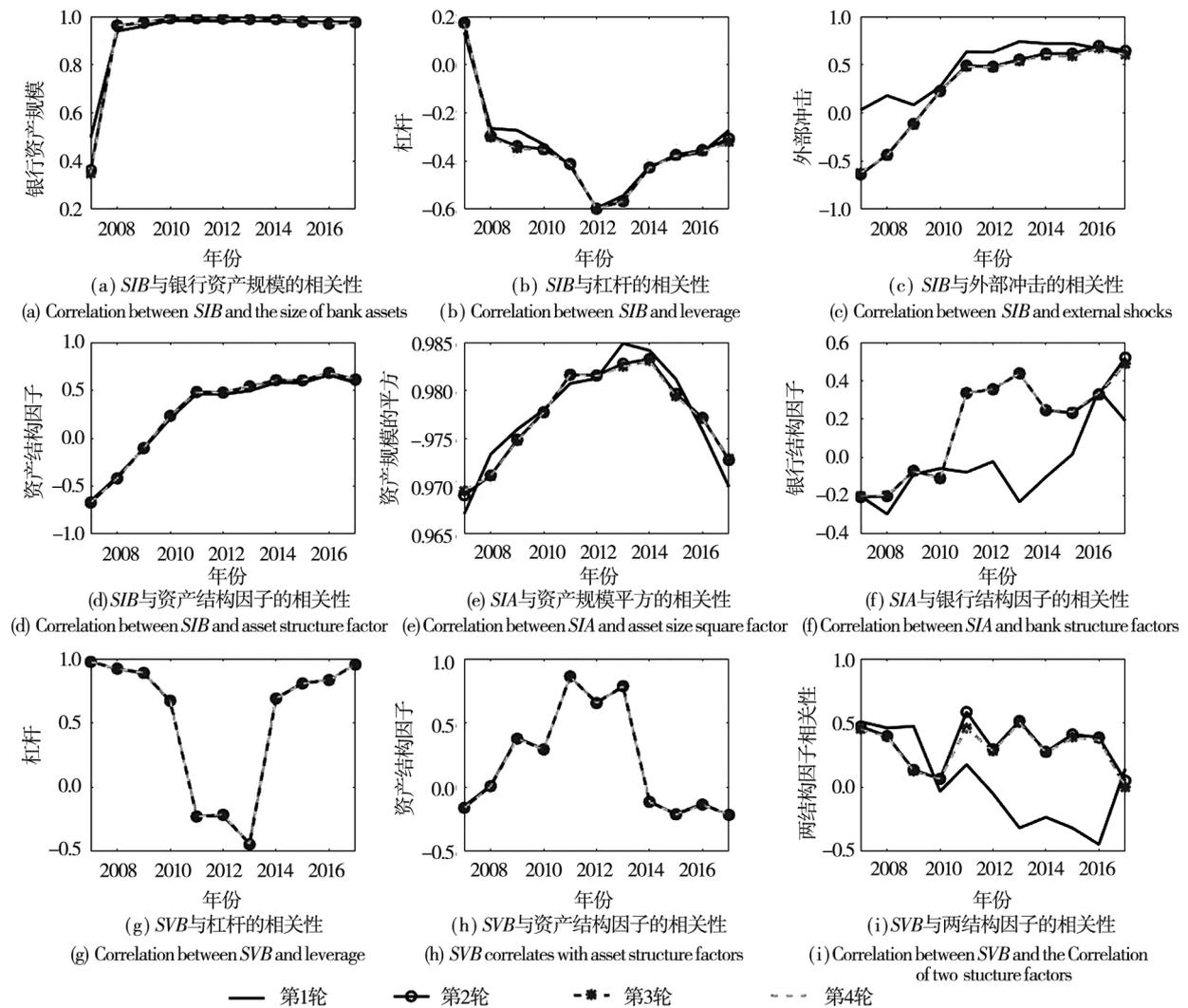


图 3 系统性风险指标与影响因素的相关性

Fig. 3 Correlation between systemic risk indicators and influencing factors

表 2 银行业的 DV 与 AV_i

Table 2 DV and AV_i of the banking system

年份	直接风险		首轮系统性风险		$AV_2/\%$	$AV_3/\%$	$AV_4/\%$	传染轮次	多轮传染	
	$DV/\%$	排序	$AV_1/\%$	排序					本模型权益损失/ $\%$	排序
2007	24.88	1	3.27	10	0.47	0.05	0.01	4	27.73	2
2008	12.48	4	2.54	11	0.56	0.11	0.02	4	15.29	11
2009	14.56	2	4.17	7	1.30	0.36	0.10	5	19.58	4
2010	13.48	3	3.98	8	1.29	0.37	0.10	5	18.41	8
2011	11.84	6	3.91	9	1.40	0.46	0.14	5	17.03	10
2012	11.42	9	4.22	6	1.68	0.61	0.22	6	17.35	9
2013	11.51	8	4.83	4	2.18	0.90	0.35	7	18.84	6
2014	11.34	10	4.81	5	2.19	0.92	0.37	7	18.70	7
2015	11.05	11	5.12	3	2.54	1.15	0.50	7	19.38	5
2016	11.76	7	6.59	2	3.91	2.11	1.08	9	24.07	3
2017	12.46	5	7.96	1	5.27	3.15	1.75	10	28.73	1
与 DV 相关性			-0.34	-0.56	-0.42	-0.35	-0.29	-0.46	0.54	0.20

因此, 2009 年银行业对房地产市场的直接敞口升高为 2007 年后房地产市场贷款风险最高的一年. 在全球金融危机后, 银行业面临的房地产市场贷款风险不断下降. 2015 年后, 直接风险呈上升趋势.

然而, 直接风险指标并不能度量银行业系统性风险, 系统性风险来源于关联性带来的传染风险. 由表 2 可知, 考虑多轮传染十分必要. 首先, 从传染轮次来看, 在各个样本年份, 平均传染轮次约为 6 轮, 传染轮次最小值为 4 轮, 最大值为 10 轮, 均远远高于 1 轮. 其次, 相较于首轮传染, 第 2 轮乃至第 4 轮传染所造成的权益损失都不可忽视, 且首轮传染导致的系统性风险指标越高, 后续每轮传染的系统性风险指标也越高.

此外, 从系统性风险指标看(以 AV_1 为例), 2017 年银行业系统性风险最高, 而 2007 年系统性风险仅排第 10, 2008 年系统性风险最低. 2015 年 ~ 2017 年, 系统性风险快速升高. 这与周小川^[3]关于中国系统性风险走势判断的观点一致.

从系统性风险指标与直接风险指标之间的相关性看, 第 1 轮系统性风险指标与直接风险指标呈现弱负相关, 且随着传染轮次的增加, 各轮系统性风险指标与直接风险指标之间的负相关程度逐渐增加. 这种模拟结果表明, 这两个指标刻画的风险完全不同.

根据系统性风险指标结果可发现, 全球金

融危机前夕的系统性风险指标高于全球金融危机爆发期间(2008 年 ~ 2009 年). 这缘于危机前夕经过长期风险累积, 银行持有资产的相似度上升, 银行业内部间接关联性快速上升. 由于本文模型为间接关联网络模型, 给定外部冲击大小、间接关联的快速上升使系统性风险上升. 在危机期间, 银行为降低自身损失而减少风险承担, 从而降低间接关联性以及系统性风险. 因此, 危机前夕比危机中表现出更高的系统性风险.

3.2 银行机构风险度量

表 3 给出了 2007 年 ~ 2017 年系统重要性排序靠前银行的系统重要性银行指标结果(多轮传染累积 SIB), 包括 $G-SIB$ 和 $D-SIB$ 的系统重要性银行指标. 由表 3 可以发现, FSB^[28] 给出的 $G-SIB$ 和周小川^[29] 给出的 $D-SIB$ 的系统重要性银行指标都非常靠前, 这表明本文的系统重要性银行指标与官方版本给出的结果较为一致. 按 FSB^[28] 给出的 $G-SIB$ 排名, 建设银行超过了中国银行; 按周小川^[29] 的 $D-SIB$ 排名, 2007 年和 2008 年的浦发银行, 2015 年 ~ 2017 年的招商银行等系统重要性银行指标都超过了交通银行. 这种结果表明, 银行的资产规模大小虽然能在很大程度上影响银行的系统性风险贡献, 但是资产规模不是唯一的因素, 仅依靠资产规模来确定银行的系统重要性存在偏误.

表 3 系统重要性银行指标(SIB)排序前 5 名的银行

Table 3 Top 5 banks ranked by the systemically important bank index (SIB)

年份	$SIB/\%$					FSB (2014) $G-SIB/\%$	周小川 (2011) $D-SIB/\%$	SIB 指标 超过 $G-SIB$ 银行数/家	SIB 指标 超过 $D-SIB$ 银行数/家
	工商银行	农业银行	中国银行	建设银行	交通银行				
2007	22.25	17.15	16.35	22.88	6.88	55.75	85.52	1	1
2008	16.61	19.12	11.29	17.55	5.64	47.02	70.21	1	1
2009	16.12	18.87	14.41	15.44	6.17	49.40	71.01	1	1
2010	18.02	17.14	14.31	16.08	6.36	49.47	71.91	1	0
2011	18.26	16.35	17.57	18.09	6.61	52.18	76.88	1	0
2012	17.94	16.41	15.64	17.94	5.67	49.99	73.60	1	0
2013	18.38	16.73	14.58	18.88	5.70	49.69	74.27	1	0
2014	17.90	16.25	14.37	18.60	5.66	48.52	72.78	1	0
2015	17.46	15.65	13.53	19.04	5.46	46.64	71.15	1	1
2016	17.32	15.50	13.00	19.99	4.79	45.81	70.60	1	1
2017	17.31	15.37	13.41	19.10	4.71	46.09	69.90	1	1

对于系统脆弱性银行指标, 在房地产贷款违约冲击下, 这类银行首当其冲, 并由于其初始权益低, 极可能出现资不抵债而引致破产. 银行破产将会引致投资者恐慌, 将恐慌情绪传递至金融市场、实体经济等. 这将使得房地产市场的流动性急剧下降, 房地产行业将出现更大规模的贷款违约, 对银行业造成二次冲击, 如此循环往复陷入恶性循环, 极易爆发严重的金融危机.

由表 4 可以看出, 系统脆弱性银行指标排序随时间而呈现出一定程度的变化. 从变化的结果中还可以发现: 1) 股份制商业银行几乎垄断了系统

脆弱性排序前 5 名的位置; 2) 华夏银行、广发银行和招商银行 3 家银行在样本期间内分别上榜 9 次、10 次和 9 次; 3) 在大型商业银行中, 自 2012 年起, 农业银行和建设银行变得更加具有系统脆弱性, 分别 4 次和 2 次进入系统脆弱性排序前 5 名. 结合前述对系统重要性银行排序的结果分析可知, 农业银行、建设银行和招商银行等系统脆弱性程度较高的银行同时也是系统重要性银行. 这意味着这几家银行不仅是房地产风险的主要传染者(系统重要性银行的强传染性), 同时其本身还具有较高的破产风险(系统脆弱性银行的高破产风险).

表 4 系统脆弱性银行指标 (SVB) 排序前 5 名的银行

Table 4 Top 5 banks ranked by the system vulnerability bank index (SVB)

排序	年份										
	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2017
1	恒丰 银行 6.15	平安 银行 5.52	平安 银行 8.73	华夏 银行 7.21	招商 银行 5.38	招商 银行 6.01	广发 银行 6.30	恒丰 银行 8.29	恒丰 银行 10.79	恒丰 银行 15.13	恒丰 银行 27.02
2	华夏 银行 4.95	广发 银行 5.36	广发 银行 8.07	平安 银行 6.25	交通 银行 4.89	光大 银行 5.51	华夏 银行 6.19	广发 银行 6.43	广发 银行 8.14	广发 银行 10.35	广发 银行 12.22
3	浦发 银行 4.42	恒丰 银行 5.22	招商 银行 6.79	招商 银行 5.97	华夏 银行 4.86	华夏 银行 5.50	招商 银行 6.09	华夏 银行 6.25	招商 银行 7.05	招商 银行 9.66	招商 银行 10.47
4	平安 银行 4.09	华夏 银行 4.29	华夏 银行 6.62	广发 银行 5.30	农业 银行 4.75	广发 银行 5.35	农业 银行 5.98	招商 银行 6.24	华夏 银行 6.59	建设 银行 8.41	渤海 银行 10.29
5	广发 银行 3.87	光大 银行 4.26	光大 银行 6.42	中信 银行 5.29	中信 银行 4.67	农业 银行 5.17	中信 银行 5.93	中信 银行 5.95	中信 银行 6.33	农业 银行 8.05	建设 银行 9.92

注: 银行名称下的数字为该行的 SVB(%).

由此, 本文提出“危险”银行概念. “危险”银行指的是银行的系统重要性程度和系统脆弱性程度均较高、容易形成系统脆弱性与系统重要性之间的“共振”的银行. 这类银行比那些仅系统重要性银行指标非常靠前, 但系统脆弱性银行指标不靠前的银行更加具有现实危险性.

“危险”银行的概念在一定程度上补充了现有宏观审慎监管理念. 当前的空间维度宏观审慎监管主要针对系统重要性银行进行更加严厉的监管. 然而, 根据本文研究, 系统重要性银行往往比较稳健, 不容易出现破产问题. 因此, 监管当局

应在系统重要性与系统脆弱性之间进行权衡, 挑选那些系统重要性排序不是最靠前, 同时系统脆弱性排序却相对靠前的“危险”银行进行重点监管.

图 4 为系统性风险错配指数的具体情况. 不难看出, 系统性风险错配指数的走势可分为两阶段: 1) 第一阶段, 全球金融危机前夕与全球金融危机期间(2008 年 ~ 2009 年), 系统性风险错配指数走向与系统性风险指标走向一致, 后文称之为同向阶段; 2) 第二阶段, 后危机时期(2010 年 ~ 2017 年), 两指标走向相反, 后文称之为反向阶段.

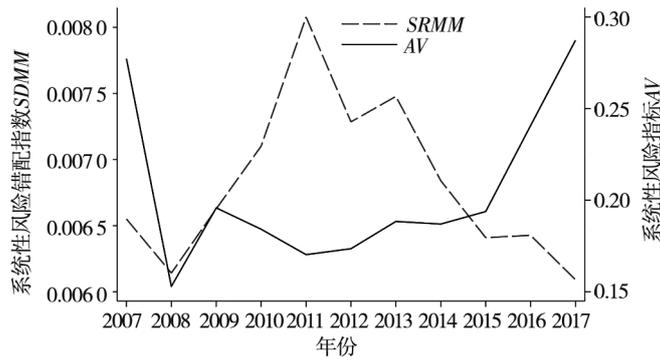


图 4 系统性风险指标与系统性风险错配指数

Fig. 4 Systemic risk index and systemic risk mismatch index

结合表 4 可知,在第一阶段上述两类指标具有同向趋势的主要原因在于:1)系统重要性指标的变化驱动系统性风险错配程度指数变化.在 2008 年与 2009 年,大型商业银行系统重要性指标先快速下降后小幅上升,股份制商业银行趋势恰好相反.综合来看,系统脆弱性高的银行在 2008 年的系统重要性程度上升,低系统脆弱性银行的系统重要性下降,且因大型商业银行规模占比极高,从而系统性风险错配程度快速降低.同理,2009 年两类银行的系统重要性变动恰巧相反,从而系统性错配程度升高.2)系统重要性指标的变化驱动系统性风险指标变化.2008 年~2009 年系统重要性银行的资产规模占比极高,且其对系统性风险贡献度也较高,从而系统重要性银行的系统重要性指标的变动驱动系统性风险指标的变化.

与第一阶段不同,第二阶段两类指标出现反向趋势的主要原因在于:1)2011 年和 2012 年系统性风险错配指数上升,一定程度上降低了系统性风险.

两类银行的脆弱性较 2009 年略有下降,而大型商业银行的系统重要性却出现上升,促使系统性风险错配指数上升.然而,由于两类银行的脆弱性都有所降低反而使得系统性风险下降.2)2013 年~2017 年系统性风险错配指数下降促使系统性风险升高.在该期间大型商业银行的系统重要性有所下降(共 4.37%),而两类银行的平均脆弱性大幅上升,大型商业银行的增速上升更快.尽管这导致系统性风险“错配”程度降低,但系统重要性银行的系统脆弱性上升,以及系统

脆弱性银行的系统脆弱性也同时快速上升.两者共同作用下最终导致系统性风险快速上升.

3.3 贷款资产风险度量

表 5 给出了 2007 年~2017 年系统重要性排序的累积 SIA 指标.由表 5 可以发现制造业贷款、其他贷款和个人住房抵押贷款的系统重要性较强.

因此,在遭受房地产行业的负向冲击时,房地产市场相关的贷款资产对银行业系统性风险的贡献较大,且逐年快速上升.在 2017 年时,房地产市场相关贷款的累积系统重要性合计达 45%以上.这也进一步说明了随着房地产类资产系统重要性程度的逐渐上升,房地产市场风险对银行业系统性风险造成的影响需要引起监管当局的重视.

仔细分析这 3 类行业贷款可以发现,其它贷款和制造业贷款都属于比较分散的行业贷款.也即,这类行业贷款的异质性较强,较难出现全行业整体贷款违约现象.然而,个人住房抵押贷款尽管也是投放给分散的个体,但是由于房地产市场贷款的同质性更强,使得该类贷款的危险性更强.这里要解释两个问题:1)个人住房抵押贷款同质性较强的问题;2)资产同质性越强资产的危险程度越高的问题.

首先解释第 1 个问题,由于个人住房抵押贷款的贷款方为各行各业的从业人员,其违约风险与各行业风险具有较高的联动关系.这意味着,任一行业贷款风险上升时都将在一定程度上增加个人住房抵押贷款的违约风险,从而使得银行业个人住房抵押贷款同质性较强.其次,解释第 2 个问题,事实上,系统重要性资产指标的计量基础是资产的同质性.资产的同质性越强,意味着该类资产

的风险越集中,在抛售资产时,将出现该类资产价格统一大幅下跌的现象.资产的同质性越高,该指标计量有效性越强.

由此,本文提出“危险”资产的概念.所谓危险资产,一方面是该项资产的系统重要性程度较高,一方面该项资产的同质性较强.监管当局应该

加强对“危险”资产进行监管.中国的个人住房抵押贷款就是这种“危险”资产.

针对本文的实证结果而言,中国银行业系统性风险的行业贷款结构走势有恶化的倾向.也即,较“危险”的个人住房抵押贷款对银行业系统性风险贡献程度逐渐上升.

表 5 系统重要性排序前 6 名的行业贷款及其 SIA

Table 5 Top 6 industry loans and their SIA in systemic important ranking

年份	房地产业贷款	个人住房抵押贷款	电力、燃气及水的生产和供应贷款	制造业贷款	交通运输、仓储和邮政业贷款	其他贷款
	SIA/%					
2007	6.08	19.94	6.30	38.77	8.87	12.73
2008	5.31	16.25	7.81	33.13	7.81	23.44
2009	4.97	20.03	5.31	27.40	8.05	23.63
2010	5.48	21.20	4.24	27.74	8.83	20.85
2011	3.81	21.14	2.77	30.16	7.63	21.84
2012	3.70	20.68	2.93	30.09	7.41	22.69
2013	3.68	22.05	2.15	25.10	6.59	28.01
2014	4.31	24.58	2.21	23.04	7.11	25.50
2015	3.74	28.72	1.94	17.87	6.70	29.92
2016	2.72	38.37	1.87	12.26	5.97	29.78
2017	2.72	43.86	1.93	9.61	6.00	26.72

3.4 宏观审慎监管政策分析

基于此,本文建议宏观审慎监管当局分别从银行业整体、“危险银行”与“危险资产”等角度出发,制定相应的宏观审慎政策.

首先,针对银行业整体:第一,应当注重于增加银行业整体的稳健性,提升各银行抵御风险的能力.第二,应当构建健全的“多指标动态监测体系”.该指标体系应当包括两部分:1)银行业相关指标体系,包括资产规模、资产结构因子、杠杆、风险敞口和流动性等;2)资产相关指标体系,包括资产的银行结构、资产流动性和资产违约风险等.当指标出现异常值时,应该及时介入并进行干预.第三,应当加强对房地产业发放贷款的监督,提升贷款质量,降低银行业整体对房地产市场的风险暴露.

其次,应当对“危险银行”与“危险资产”进行重点监管.“危险银行”兼具较高的系统重要性与系统脆弱性.因而,应当从杠杆、资产结构等

方面对这类银行加强监管,使其保持较低的风险敞口以及较低的传染性.“危险资产”主要为个人住房抵押贷款,具有同质性高、风险贡献大等特征,且与房地产市场直接相关.因此,不仅要注意对这类贷款的信贷质量与数量进行监管,同时对其银行结构进行约束并合理安排.

4 耦合作用分析

下面对房地产市场与银行业风险的相互耦合作用进行分析.

根据表 5 可知,对系统性风险贡献率较高的贷款资产主要有房地产业贷款、个人住房抵押贷款、制造业贷款以及其他贷款.因此,基于 Diebold 和 Yilmaz^[24],通过对向量自回归(VAR)模型的广义预测误差方差分解结果来考虑房地产市场风险与银行业系统性风险之间的相互溢出效应.本文选取房地产业贷款、个人住房抵押贷款、

制造业贷款以及其他贷款的环比增速指标与系统性风险指标(多轮传染AV指标)构建5变量的VAR模型。其中,VAR模型选取滞后1期、方差分解预测期为12期,结果如表6所示。

从房地产市场的总溢出来看,有以下结果:1)房地产业贷款环比增速被其他指标解释的成分为58.50%。与此同时,房地产贷款环比增速

可解释其他指标22.60%的变动;2)个人住房抵押贷款环比增速变动中的65.25%源于其他指标的变动,对其他指标变动的净影响为-34.56%。上述结果说明,房地产市场贷款资产风险对其他风险较为敏感,一旦其他资产风险或银行业系统性风险上升,将迅速传染至房地产市场,对其造成较大影响。

表6 各贷款资产及系统性风险的溢出效应结果/%

Table 6 Spillovers results of each loan assets and systemic risk/%

贷款种类	房地产业贷款	个人住房抵押贷款	制造业贷款	其他贷款	银行业系统性风险	被溢出效应
房地产业贷款	41.50	6.91	14.33	15.41	21.86	58.50
个人住房抵押贷款	3.37	34.75	33.71	24.36	3.81	65.25
制造业贷款	2.09	3.63	54.28	32.95	7.04	45.72
其他贷款	12.62	8.33	34.99	30.38	13.68	69.62
银行业系统性风险	4.52	11.81	44.08	23.06	16.53	83.47
溢出效应(不包含自身)	22.60	30.69	127.10	95.78	46.39	322.56
溢出效应(包含自身)	64.10	65.44	181.38	126.16	62.93	

从两两溢出结果看,房地产业贷款环比增速受银行业系统性风险影响最大,而个人住房抵押贷款环比增速受制造业贷款环比增速及其他贷款环比增速的影响最大。这缘于:

1)房地产业贷款为企业贷款,且房地产业企业的投资项目一般具有投资金额高、投资期限较长且风险较高的特点。因此,当银行业系统性风险上升时,为满足监管要求银行往往将减少对房地产业相关企业的贷款,从而提升房地产业贷款的违约风险,使得房地产贷款环比增速快速下降。

2)个人住房抵押贷款为个人贷款,其违约风险取决于贷款者的现金流情况。当制造业贷款或其他贷款环比增速下降时,则说明实体经济处于不景气状态,从而使部分贷款者现金流减少而无法按期偿还贷款,最终体现为个人住房抵押贷款风险上升,其环比增速下降。

从银行业来看,银行业系统性风险的变动中83.47%源于其他指标,可解释其他指标46.39%的变动,即其对其他指标变动的净影响为-37.08%。这一结果表明,银行业系统性风险极大地受到贷款资产风险变动的影响,且其他贷款以及制造业贷款环比增速的变动对银行业系统

性风险影响最大。

5 结束语

本文构建了多轮传染背景下的银行间接关联网络模型,并以此构建多个系统性风险相关指标。

从理论和实验两个角度论证了银行会主动进行杠杆操作的这个关键模型假设适用于中国大陆银行业。

在模型设置上,本文考虑了负向冲击下的多轮传染效应和不同行业贷款类资产卖出时的折扣率相关性。在模型应用上,本文考虑房地产市场出现极端情形时,银行业的系统性风险问题,并对系统性风险等多个风险指标进行因素分解,通过相关性分析检验了这些因素的相对重要性。

在模型及结论基础之上,本文首先建议监管当局构建健全的多指标动态监测体系。指标体系包括银行业的资产结构因子以及银行结构因子等指标。因子的指标设计可参考本文的因子分解部分。其次,对“危险”银行而不仅仅是系统重要性

银行进行监管。目前, 监管当局主要关注那些对系统性风险贡献较高的系统重要性银行。再次, 对系统重要性资产、尤其是“危险”资产进行监管。由于金融机构本质上是金融资产的组合, 金融资产则构成了金融机构的“细胞”。因此, 从金融资产视角看待系统性风险的生成, 更能实施监管。最后, 密切关注银行业的贷款风险, 加强对银行发放贷款的审批监管, 从源头上控制贷款风险。

本文的研究也存在一定的局限性。第一, 资产的流动性折扣率参数校准未考虑中国市场实际

情况。由于中国的金融市场仍处于发展阶段, 难以测算遭受冲击后资产在市场中的流动性情况, 从而进行校准流动性折扣率。第二, 受数据限制, 风险指标可报告的频率受限。倘若数据披露频率更高, 那么风险指标的实际运用能力则可大大提升。第三, 资产种类划分不够详细, 由于银行在公开报表中披露资产持有情况时极少披露其持有资产的具体类别, 导致无法更深层次的研究更多类别资产的系统性风险贡献度等。倘若能从监管层面获得详细的银行资产组合数据, 则可使研究层次更加丰富。

参 考 文 献:

- [1] Brunnermeier M K, Oehmke M. Chapter 18-Bubbles, Financial Crises, and Systemic Risk[J]. Handbook of the Economics of Finance, Elsevier B. V. 2013: 1221 - 1288.
- [2] 李 政, 梁 琪, 涂晓枫. 我国上市金融机构关联性研究——基于网络分析法[J]. 金融研究, 2016, 38(8): 95 - 110.
Li Zheng, Liang Qi, Tu Xiaofeng. The connectedness of Chinese listed financial institutions: A study based on network analysis[J]. Journal of Financial Research, 2016, 38(8): 95 - 110. (in Chinese)
- [3] 周小川. 守住不发生系统性金融风险的底线[J]. 中国金融家, 2017, (12): 13 - 16.
Zhou Xiaochuan. Defending the bottom line of no systemic risks[J]. China Financialyst, 2017, (12): 13 - 16. (in Chinese)
- [4] Allen F, Gale D. Financial contagion[J]. Journal of Political Economy, 2000, 108(1): 1 - 33.
- [5] Freixas X, Parigi B M, Rochet J C. Systemic risk, interbank relations, and liquidity provision by the central bank[J]. Journal of Money, Credit, and Banking, 2000, 32(3): 611 - 638.
- [6] Zawadowski A. Entangled financial systems[J]. Review of Financial Studies, 2013, 26(5): 1291 - 1323.
- [7] Acemoglu D, Ozdaglar A, Tahbaz-Salehi A. Systemic risk and stability in financial networks[J]. American Economic Review, 2015a, 105(2): 564 - 608.
- [8] 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)
- [9] Upper C. Simulation methods to assess the danger of contagion in interbank markets[J]. Journal of Financial Stability, 2011, 7(3): 111 - 125.
- [10] 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, 42(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, 2007, 42(1): 68 - 78 + 142. (in Chinese)
- [11] 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, 32(8): 32 - 57 + 187.
Fang Yi. Study on the transmission channel and measure of systematic risk: For macro-prudential policy implementation [J]. Management World, 2016, 32(8): 32 - 57 + 187. (in Chinese)

- [12] 杨海军, 胡敏文. 基于核心-边缘网络的中国银行风险传染[J]. 管理科学学报, 2017, 20(10): 44-56.
Yang Haijun, Hu Minwen. Risk contagion of Chinese interbank markets based on core-periphery network[J]. Journal of Management Sciences in China, 2017, 20(10): 44-56. (in Chinese)
- [13] Cifuentes R, Ferrucci G, Shin H S. Liquidity risk and contagion[J]. Journal of the European Economic Association, 2005, 3(2): 556-566.
- [14] Glasserman P, Young H P. How likely is contagion in financial networks? [J]. Journal of Banking & Finance, 2015, 50(1): 383-399.
- [15] Greenwood R, Landier A, Thesmar D. Vulnerable banks[J]. Journal of Financial Economics, 2014, 115(3): 471-485.
- [16] Duarte F, Eisenbach T. Fire-sale Spillovers and Systemic Risk[R]. Federal Reserve Bank of New York, Staff Report No. 645, 2018.
- [17] 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, 54(9): 41-55.
Fang Yi, Huang Liling. Systemic risk, the firesale game and macroprudential policy[J]. Economic Research, 2019, 54(9): 41-55. (in Chinese)
- [18] Capponi A, Larsson M. Price contagion through balance sheet linkages[J]. Review of Asset Pricing Studies, 2015, 5(2): 227-253.
- [19] Huang X, Zhou H, Zhu H B. A framework for assessing the systemic risk of major financial institutions[J]. Journal of Banking & Finance, 2009, 33(11): 2036-2049.
- [20] Braverman A, Minca A. Networks of common asset holdings: Aggregation and measures of vulnerability[J]. Journal of Network Theory in Finance, 2018, 4(3): 53-78.
- [21] 范小云, 王道平, 刘澜飏. 规模、关联性与中国系统重要性银行的衡量[J]. 金融研究, 2012, (11): 16-30.
Fan Xiaoyun, Wang Daoping, Liu Lanbiao. Size, interconnectedness and measurement of Chinese systemically important banks[J]. Journal of Financial Research, 2012, (11): 16-30. (in Chinese)
- [22] 刘春航, 朱元倩. 银行业系统性风险度量框架的研究[J]. 金融研究, 2011, 33(12): 85-99.
Liu Chunhang, Zhu Yuanqian. Study on the measurement framework of systemic risk in banking system[J]. Journal of Financial Research, 2011, 33(12): 85-99. (in Chinese)
- [23] Adrian T, Shin H S. Liquidity and leverage[J]. Journal of Financial Intermediation, 2010, 19(3): 418-437.
- [24] Diebold F X, Yilmaz K. Better to give than to receive: Predictive directional measurement of volatility spillovers[J]. International Journal of Forecasting, 2012, 28(1): 57-66.
- [25] 方 意. 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[J]. 经济理论与经济管理, 2017, (2): 48-66.
Fang Yi. A study on systemic risk of China's bank: Based on three macroprudential stress tests[J]. Economic Theory and Business Management, 2017, (2): 48-66. (in Chinese)
- [26] International Monetary Fund (IMF). People's Republic of China: Financial System Stability Assessment[R]. IMF Country Report, No. 11/321, 2011.
- [27] Danielsson J, James K R, Valenzuela M, et al. Can we prove a bank guilty of creating systemic risk? A minority report [J]. Journal of Money, Credit and Banking, 2016, 48(4): 795-812.
- [28] Financial Stability Board (FSB). 2014 Update of List of Global Systemically Important Banks (G-SIBs)[EB/OL]. Financial Stability Board, November, 2014.
- [29] 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, 33(1): 1-14.
Zhou Xiaochuan. The response of financial policy on financial crisis: Background, internal logic and main content of macroprudential policy framework[J]. Journal of Financial Research, 2011, 33(1): 1-14. (in Chinese)

The real estate market and systemic risk in the banking system

*FANG Yi*¹, *ZHAO Sheng-min*², *HUANG Li-ling*^{3*}, *JING Zhong-bo*⁴

1. School of Finance, Central University of Finance and Economics, Beijing 102206, China;

2. School of Finance, Nankai University, Tianjin 300071, China;

3. HSBC Business School, Peking University, Shenzhen 518055, China;

4. School of Management Science and Engineering, Central University of Finance and Economics, Beijing 102206, China

Abstract: The real estate market affects systemic risk in the banking system through two channels. One is real estate loans default. The other one is the coupling effect between the real estate market and the banking system. Based on network model for common assets holdings, this paper studies how the above two channels intensify systemic risk. From the perspective of time dimension, the direct risk of banking system, which derives from the default of real estate loans, is less severe than the systemic risk derived from the fire sale of banks. From the perspective of cross-sectional dimension, the results show that the five Large-scale Banks and China Merchants Bank are the systemic important banks. Huaxia Bank, Guangdong Development Bank and China Merchants Bank are the systemic vulnerable banks. Housing mortgage loan is the systemic important asset. Further, asset structure, banking structure and weighted asset structure are important risk factors. The paper constructs a systemic risk mismatch index, which can explain why the banking system's systemic risk in China rises. In addition, the paper finds that the banking system has a great impact on real estate market, and that the interaction between these two markets intensifies the systemic risk.

Key words: real estate market; systemic risk; macroprudential policy; banking system