

# 影子银行、信托资金行业投向与 系统性风险\*

宋 鹭 赵莹瑜 方 意

**内容摘要：**影子银行资金投向复杂，防范风险跨行业交叉传染成为当前规范影子银行发展的重点。本文以资金信托行业投向作为影子银行的代理变量，采用 $\Delta$ CoVaR模型，利用来自19个行业的资金信托投向数据测算尾部风险指标，分析以信托业为代表的影子银行部门系统性风险的生成机理和风险传导路径。研究发现，由本文模型测算的以信托业为代表的影子银行部门系统性风险主要由行业间关联性驱动，时间维度上具有顺周期性；通过构建指标识别出系统重要性行业和系统脆弱性行业，对前者的溢出效应和后者的吸收效应应采取必要的风险隔离措施。因此，在经济上行周期，应通过完善监测系统来捕捉影子银行可能出现的风险，对与影子银行相关的行业采取重点监管措施，防范在下行周期风险出现跨行业扩散，减轻实体经济受到的影响。

**关键词：**系统性风险 影子银行 信托业 关联网络

**中图分类号：**F832.4 **文献标识码：**A

## 引 言

中国影子银行在2008年后迅速发展，到2016年底，规模已经相当庞大。一方面，影子银行满足了旺盛的、无法在表内得到满足的融资需求；另一方面，其隐蔽性、复杂化的特点加速了系统性风险的累积和传递。随着影子银行成为金融体系的一部分，对影子银行监管套利等不规范行为进行防范，成为监管部门关注的重点。然而，强监管背景下，部分影子银行业务转型，存量风险仍不可忽视，监管部门依然面临降低影子银行部门系统性风险的任务。

2020年的新冠肺炎疫情严重冲击了实体经济，使各行业融资难的问题进一步凸显。图1显示了社会融资规模与人民币贷款占社会融资规模比例（简称人民币贷款占比）的情况。随着社会融资规

**作者简介：**宋鹭，经济学博士，中国人民大学国家发展与战略研究院研究员；赵莹瑜，中央财经大学金融学院硕士研究生；方意（通讯作者），经济学博士，中央财经大学金融学院教授，博士生导师。

\* **基金项目：**本文获国家社会科学基金项目“央行数字货币对货币政策实施和传导的影响机制研究”（21BJL031）、国家自然科学基金面上项目“金融文本大数据与银行业系统性风险：指标构建、应用与评估整合”（72173144）、国家自然科学基金面上项目“金融周期视角下的中国银行业系统性风险防范与化解研究”（71973162）、国家自然科学基金青年基金项目“基于GAS模型的系统性金融风险测度及其在宏观经济预测中的应用研究”（71801117）和国家社会科学基金重大项目“负利率时代金融系统性风险的识别和防范研究”（20&ZD101）资助。

模的不断扩大,人民币贷款占比却不断下降,存在的巨大融资缺口需要通过非银行信贷渠道来满足,影子银行已成为中国金融体系的一部分。因此,厘清影子银行业务特点和跨行业风险传染关系,对减少影子银行的监管套利活动、推动影子银行可持续健康发展具有重要意义。

本文以信托业为视角,这种做法的合理性有两点。第一,信托业务在影子银行业务中规模巨大且关联广泛。同时,非信托业的影子银行业务尽管不能由信托业来代表,但是这部分业务与信托业之间高度相关。第二,信托业的数据可得性较高,能够满足系统性风险测算对数据的要求。信托业有相对高频(月度)的各个行业投向的数据,基本覆盖全部实体经济。每个行业投向数据的性质相同,具备一定独立性,且具有相同的数据频率。这种较为齐次性的数据适合用来构建金融网络。

基于以上分析,本文的边际贡献包括以下两个方面。第一,相对于已有基于尾部依赖模型度量影子银行部门系统性风险的研究,本文构造的系统性风险指标与信托业务特点更加匹配,可以有效识别影子银行带来的系统性风险。同时,从冲击和放大机制的角度梳理了以信托业为代表的影子银行部门系统性风险生成机理,在此基础上构建影子银行部门系统性风险测度模型。第二,相对于已有基于资产负债表网络模型度量系统性风险的研究,本文构建的影子银行部门系统性风险指标具有更加高频的特性,更能满足监管机构的风险监测要求。此外,不同于以往聚焦于金融系统内部的研究,本文将实体经济纳入分析框架,从跨行业风险传染的角度识别我国影子银行部门系统性风险,研究结果有助于识别行业间两两交互的风险传染关系,并为完善影子银行风险监管机制提供政策参考。需要指出的是,本文利用性质相同、相互独立、频率相同的齐次性数据,结合尾部依赖的金融计量模型构建网络的数据处理思路,适用于各种金融网络研究。

## 一、文献综述

与本文主题相关的研究主要包括系统性风险指标构建和对影子银行部门系统性风险的度量两个方面。

对于系统性风险指标的刻画,不同学者从不同视角提出众多的测度方法。这些方法主要分为基于资产负债表的网络模型和基于市场数据构建的尾部依赖模型两类。前者包括基于债务债权关系的直接关联模型(范小云等,2012)和基于持有共同资产的间接关联模型(Duarte & Eisenbach, 2021)。后者,即基于市场数据构建的尾部依赖模型,与本文的研究高度相关,包括条件在险价值( $\Delta\text{CoVaR}$ )(Adrian & Brunnermeier, 2016; 卜林和李政, 2015)、边际期望损失(MES)(Acharya et al., 2017; 杨子暉等, 2018; 刘晓星等, 2021)和系统性风险(SRISK)(Brownlees & Engle, 2017; 梁琪等, 2013)等。此外,也有研究利用综合指标法衡量系统性风险(李红权, 2021)。

度量影子银行部门系统性风险的研究同样分为两类。一类是基于资产负债表数据对影子银行部门系统性风险进行测算。这类模型以微观影子银行业务数据为基础,将传导机制纳入分析框架,得到较为清晰的传导机制。但这类模型通常对数据要求较高,需要各家机构持有各项资产头寸的数据。李建军和薛莹(2014)基于会计账户传导机制,测算了商业银行、信托公司、证券公司、基金公司和保险公司部门间的系统性风险。而方意等(2019)选择其中的一个部门——信托部门作为研究对象,利用逐笔业务数据构建虚拟机构资产负债表,基于持有共同资产的间接关联模型对以信托行业为代表的影子银行部门系统性风险进行度量。本文的研究是另一类研究,即利用基

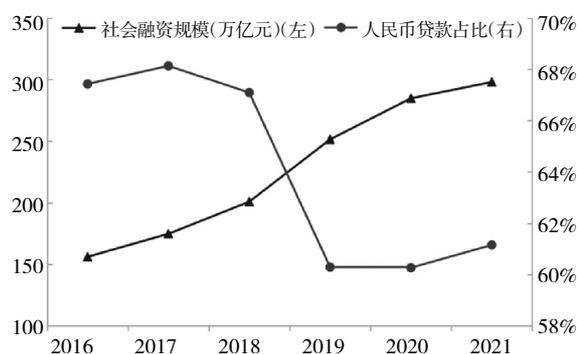


图1 2016—2021年我国社会融资规模及人民币贷款占比  
资料来源:中国人民银行官网

于金融计量方法的尾部依赖模型对以信托业为代表的影子银行部门系统性风险进行测算，如  $\Delta$  CoVaR 模型和MES 模型。一般来说，这类模型主要基于高频的金融市场收益率数据，实时性较强。但这类模型不满足可加性，无法测度影子银行部门系统性风险。因此，目前使用此类模型影子银行部门系统性风险研究，一类是研究影子银行对商业银行的风险溢出（李丛文和闫世军，2015；马亚明和宋玲娜，2017），另一类则是考察影子银行业务与系统性风险之间的相关关系（连杰和刘哲怡，2021；周边等，2021）。

## 二、理论基础与模型设定

本文首先从理论角度出发，阐述影子银行业务对系统性风险的影响途径。其次，介绍以信托业为代表的影子银行部门系统性风险指标的分析框架以及系统性风险度量指标构建方法。最后，对相关指标的基本数据特征进行描述性统计分析。

### （一）影子银行业务对系统性风险的影响机制

中国影子银行的模式是信贷中介主导，主要表现为“银行的影子”（陆晓明，2014；孙国峰和贾君怡，2015），产生的主要动因是资金供给的结构性矛盾，以及金融机构存在追求监管成本最小化的监管套利动机。而以信托业为代表的金融机构通过其发行的金融产品，将资金投向实体经济的各个行业，以及资金需求较大的中小企业和地方政府融资平台。这类业务不仅具有影子银行的一般性风险，还具有中小企业经营风险、期限错配造成的流动性风险、房地产信托的信用违约风险以及信托产品刚性兑付等风险，并可能造成风险在各行业间交叉传递，带来系统性风险。

方意等（2021）将系统性风险实现机理的核心归纳为三大要素：冲击、放大机制、负外部性。本文从信托视角出发，重点围绕系统性风险的冲击和放大机制，阐述影子银行带来的系统性风险。首先，信托公司将资金投向各个行业，而行业间因多种原因存在较为复杂的关联，包括基于投入产出的贸易关联和行业之间的协同关联（杨子晖和王姝黛，2020）。因此，各行业间复杂的产业链和协同关系形成了行业关联网络，加剧了风险溢出效应。其次，信托公司之间由于债务债权关系形成了直接关联，共同投向同一行业形成了间接关联，当一家信托公司出现流动性危机时，与其存在直接关联和间接关联的信托公司会遭受一定影响。最后，信托公司之间的关联性和行业关联网络存在相互作用，二者构成了一张巨大的风险传染网络。

### （二）系统性风险指标构建

#### 1. 网络关联分析框架

本文借鉴 Adrian & Brunnermeier（2016）提出的系统性风险指标  $\Delta$  CoVaR，利用来自 19 个行业的资金信托投向数据测算尾部风险指标，从时间维度和空间维度分析以信托业为代表的影子银行部门系统性风险。

在时间维度上，基于  $\Delta$  CoVaR 模型得到的尾部风险指标  $\text{CoVaR}_i$  即为行业  $j$  对行业  $i$  的风险溢出，在此基础上对其按行业投向占比进行加权，得到系统性风险指标 SysRisk，分析以信托业为代表的影子银行部门系统性风险的阶段性特征。进一步地，按照系统性风险指标的构造方式，可将其分解为关联性因子和波动性因子，以此来分析阶段性特征背后的机理。

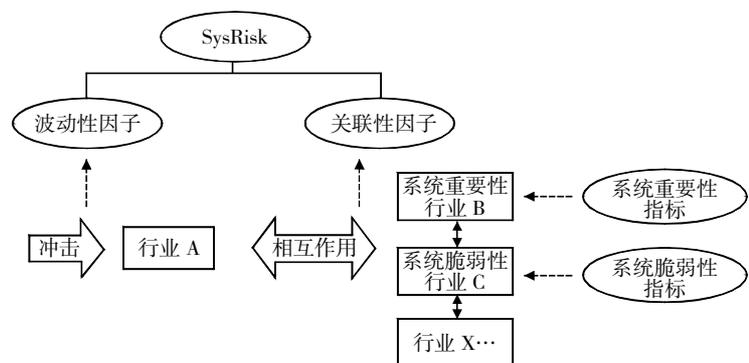


图 2 网络关联分析框架

在空间维度上, 本文从单个行业层面出发, 提出并构建识别系统重要性行业和系统脆弱性行业的指标, 基于关联网络视角衡量行业间风险溢出。通过指标识别出系统重要性行业和系统脆弱性行业, 重点关注其在行业关联网络中的风险传导路径。图 2 展示了网络关联分析框架。

## 2. 相对溢出指标

当各行业信托资金投资金额同步增加时, 表明实体经济中各行业均处于膨胀状态, 产生了本文所刻画系统性风险, 本文使用 Adrian & Brunnermeier (2016) 提出的 Network- $\Delta\text{CoVaR}$  指标对其度量。将行业  $i$  处于正常状态和压力状态之间的差值记为  $\Delta\text{CoVaR}_{q,t}^{ji}$ , 表示行业  $i$  由正常状态转为压力状态时, 对行业  $j$  的风险贡献度的差异。本文选择 95% 分位数, 表示各行业信托资金投资金额环比增速处于压力状态的可能性为 5% (即  $1-q\%=5\%$ )。表达式如下:

$$\Delta\text{CoVaR}_{q,t}^{ji} = \text{CoVaR}_{q,t}^{j|X^i = \text{VaR}_t^i} - \text{CoVaR}_{q,t}^{j|X^i = \text{VaR}_{t_0}^i} \quad (1)$$

借鉴 Adrian & Brunnermeier (2016) 做法, 可将式 (1) 进一步改写为:

$$\Delta\text{CoVaR}_{q,t} = \hat{\beta}_1^q \times (\text{VaR}_{t,t}^q - \text{VaR}_{t,t}^{50}) \quad (2)$$

当各行业信托资金投资金额增速  $X^i$  满足正态分布时,  $\text{VaR}_{t,t}^{50}$  表示正常状态下的各行业信托资金投资金额环比增速, 根据其正态分布的对称分布性质, 可以推知  $\text{VaR}_{t,t}^{50} = 0$ 。  $\text{VaR}_{t,t}^{5\%} = -\Phi^{-1}(5\%) \cdot \sigma_i$ ,  $\Phi^{-1}$  为正态分布的逆函数。此外, 使用 OLS 回归得到的系数  $\beta_i$  来代替分位数回归的  $\hat{\beta}_i^q$ , 模型可以进一步简化为:

$$\Delta\text{CoVaR}_{q,t}^{ji} = \text{VaR}_{t,t}^q \cdot \hat{\beta}_i^q = -\Phi^{-1}(q) \cdot \sigma_i \cdot \beta_i = -\Phi^{-1}(q) \cdot \sigma_i \cdot \frac{\text{Cov}(X_i, X_j)}{\sigma_i^2} = -\Phi^{-1}(q) \cdot \sigma_j \cdot \rho_{ij} \quad (3)$$

行业  $i$  对行业  $j$  的风险溢出  $\Delta\text{CoVaR}_{q,t}^{ji}$  可以由式 (3) 计算得到, 其中  $\rho_{ij}$  表示行业  $i$  和  $j$  之间的动态相关系数,  $\sigma_i^j$  表示行业  $j$  的波动率。

## 3. 时间维度系统性风险指标

上文得到的是行业  $j$  受到负向冲击时, 对行业  $i$  的风险溢出, 将其以单个行业的资金投向 ( $A_{i,t}$ ) 占  $N$  个行业总投向比重进行加权平均, 得到时间维度的系统性风险度量指标 SysRisk, 如式 (4) 所示:

$$\text{SysRisk}_t = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \frac{A_{i,t}}{\sum_{k=1}^N A_{k,t}} \Delta\text{CoVaR}_{q,t}^{ji} \quad (4)$$

SysRisk 指标可以用来刻画以信托业为代表的影子银行部门系统性风险, 由  $\Delta\text{CoVaR}$  的构建过程, 将其进一步拆解为关联性因子  $\rho_t^{ij}$  和波动性因子  $\sigma_t^j$ 。借鉴 Engle (2009) 的两步法, 对资金信托行业投资收益率进行单变量 TGARCH 估计, 得到每个收益率的残差序列, 将其标准化后代入 DCC 模型, 运用极大似然估计 DCC 模型得到时变的波动率  $\sigma_t^j$  和动态相关系数  $\rho_t^{ij}$ , 即

$$\sigma_t = \sum_{j=1}^N \frac{A_{i,t}}{\sum A_{i,t}} \sigma_t^j \quad (5)$$

$$\rho_t = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \frac{A_{i,t}}{\sum A_{i,t}} \rho_t^{ij} \quad (6)$$

## 4. 空间维度系统性风险指标

已有文献大多采用国际主要的测度方法对系统性风险特别是系统重要性机构进行评估。本文从行业层面出发, 参考 Billio et al. (2012) 的研究, 构建系统重要性指标  $to_i$  和系统脆弱性指标  $from_i$ , 识别系统重要性行业和系统脆弱性行业, 即

$$to_i = \sum_{j \neq i} \frac{A_{i,t}}{\sum A_{i,t}} \Delta\text{CoVaR}_{q,t}^{ji} \quad (7)$$

$$from_i = \sum_{j \neq i} \frac{\Delta CoVaR_{q,t}^{ij}}{n-1} \quad (8)$$

其中，参考李红权等（2020）的研究，在构造系统重要性指标  $to_i$  时，考虑行业规模因素，刻画行业  $i$  对其他行业加权风险溢出的总和； $from_i$  指标不考虑规模因素，刻画了行业  $i$  受到其他所有行业溢出的总和；通过  $to_i$  和  $from_i$  识别出系统重要性和系统脆弱性行业，观察其在行业关网络中的风险传导路径。

### （三）变量选取与数据说明

本文选择实体经济中的 19 个行业，以各行业信托资金投资金额的环比增速为底层数据，在此基础上通过对其测算波动率来度量行业风险，样本区间为 2014 年第三季度—2020 年第二季度。由于信托资金行业投向数据为季度频率，借助社会融资规模中的信托贷款数据，并借鉴方意等（2020）的研究，采用期望最大值（EM）算法，将季度频率的各信托资金投向数据转为月度频率。

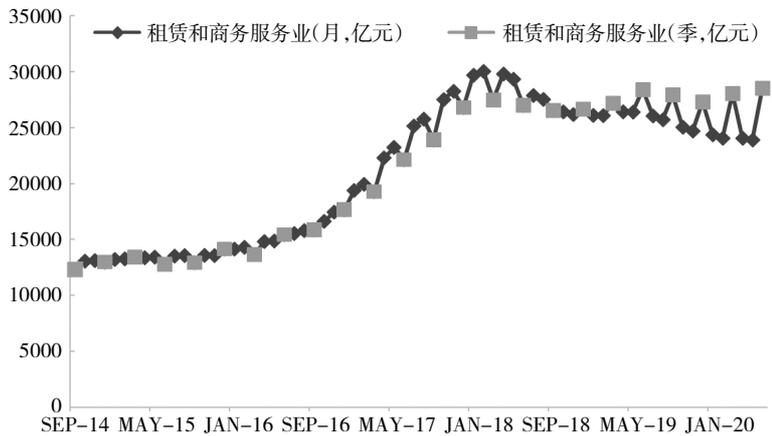


图3 月频与季频数据对比

图3以租赁与商业服务业为例，展示了回归得到的月频行业资金投向数据和原始季频行业资金投向数据对比图，表明月频数据较为合理，不改变原始季频数据的趋势。

本文的样本区间为 2014 年 10 月<sup>①</sup>—2020 年 6 月。需要指出的是，行业投向环比数据均经过 ADF 检验，对季度频率的各信托资金投向数据与月度频率的社会融资规模中的信托贷款数据进行回归。每个行业都需要进行 1 次回归，总计 20 次线性回归，回归结果如表 1 所示。经过单位根检验，行业投向环比数据均为平稳变量。

表 1 季频转月频回归结果

信托资金投向行业	回归系数	t 值	常数项	t 值	调整 R <sup>2</sup>
农林牧渔业	-0.006**	(-2.25)	0.138***	(7.88)	0.15
采矿业	-0.006	(-1.13)	0.254***	(7.02)	0.012
制造业	0.047***	(8.59)	0.199***	(5.27)	0.760
电力燃气与水业	-0.022***	(-3.70)	0.404***	(9.79)	0.356
建筑业	0.105***	(15.67)	0.416***	(8.93)	0.914
交通运输业	-0.030**	(-2.62)	0.673***	(8.45)	0.203
信息技术业	0.051***	(14.38)	-0.158***	(-6.39)	0.899
批发零售业	0.161***	(15.78)	-0.362***	(-5.09)	0.915
住宿餐饮业	-0.002*	(-1.76)	0.076***	(10.23)	0.083
金融业	1.195***	(6.54)	-1.655	(-1.30)	0.645
房地产业	0.521***	(7.75)	-1.587***	(-3.38)	0.72
租赁与商务服务业	0.516***	(13.68)	-1.423***	(-5.42)	0.890
科学研究业	0.021***	(10.93)	-0.074***	(-5.66)	0.837
水利环境业	0.225***	(10.46)	0.134	(0.89)	0.825
居民服务业	0.037***	(16.29)	-0.102***	(-6.36)	0.92
教育业	0.003***	(12.42)	-0.002	(-0.87)	0.870
卫生服务业	0.005***	(6.94)	-0.003	(-0.64)	0.672
文体娱乐业	0.005**	(2.08)	0.052***	(3.00)	0.127
其他行业	0.006	(0.18)	1.001***	(4.07)	-0.044
各行业加总	2.807***	(17.64)	-1.798	(-1.62)	0.931

注：\*\*\*、\*\*、\* 分别表示在 1%、5%、10% 水平上显著。

<sup>①</sup>由于资金信托行业投向数据始于 2014 年 9 月，本文环比增速数据样本起点为 2014 年 10 月。

### 三、影子银行部门系统性风险走势的量化分析

本文将从时间维度描述以信托业为代表的影子银行部门系统性风险及其存在的阶段性特征，并从不同驱动因子的角度出发，将系统性风险进一步分解为关联性、波动性两个驱动因子，以此分析阶段性特征背后的机理。

图4分别展示了系统性风险指标 SysRisk 和关联性因子、波动性因子的走势。根据 SysRisk 指标走势，本文的样本可以分为四个阶段。第一阶段为2014年10月—2016年12月，在这一时期，SysRisk 指标为负值。第二阶段为2017年1月—2017年12月，在这一时期，SysRisk 指标呈现上升趋势。第三阶段为2018年1月—2018年12月，在这一时期，SysRisk 指标呈现下降趋势。第四阶段为2019年1月—2020年6月，在这一时期，SysRisk 指标呈现波动发展趋势。将两个驱动因子和系统性风险指标分别放入同一个图形进行对比，主要目的在于更直观地比较两个因子的驱动作用。表2展示了全样本期间各个阶段两个驱动因子与系统性风险指标之间的相关系数。综合图4和表2的结果，可以得到如下结论。

第一，两个驱动因子对系统性风险都具有正向的驱动作用。表2展示了系统性风险与两个因子之间的相关系数，除第一阶段出现负相关系数外，其他相关系数均为正值，表明二者均对系统性风险产生正向驱动作用。因此，当某一行业受到冲击时，系统性风险由关联性因子和波动性因子驱动，同时向其他行业蔓延。

第二，关联性因子主导了系统性风险的变化趋势，波动性因子主导了系统性风险的水平，且关联性因子的驱动作用显著高于波动性因子。从系统性风险的变化趋势来看，关联性因子与系统性风险始终同向变动，而波动性因子与系统性风险的变化趋势存在差异。

从系统性风险的贡献水平来看，波动性因子在样本期间的最高值达到17.01%；相比之下，关联性因子的贡献水平最高仅为2.91%。从经济学角度看，关联性因子表示行业之间的关联性。引入单个行业冲击之后，风险经由行业之间的关联被放大，系统性风险在行业间积聚。

除上述溢出水平之外，从溢出的时间趋势可以看出，两个因子对系统性风险的驱动作用均有不同的时变特征。一方面，第一阶段中，系统性风险指标与关联性因子之间的相关系数为0.69，显著高于与波动性因子之间的相关系数-0.13。这表明，第一阶段出现持续的负向溢出，主要源于负向的关联性因子 Rho。负向的 Rho 表示行业之间的总体联动性为负。这可能是由于跨行业的信托资金投向分散了风险，导致这一时期系统性风险为负。第二、三、四阶段，随着关联性因子由负转正，系统性风险也由负向溢出转为正向溢出。另一方面，全样本期间，系统性风险指标与关联性因子之间的相关系数0.88显著高于系统性风险指标与波动性因子之间的相关系数0.31。此外，四个阶段中，系统性风险与关联性因子之间的相关系数一直在0.6以上，远高于与波动性因子之间的相关系数。这说明，关联性因子是系统性风险的主要驱动因子。这一结论与图4的结论一致。尽管如此，系统性风险与波动性因

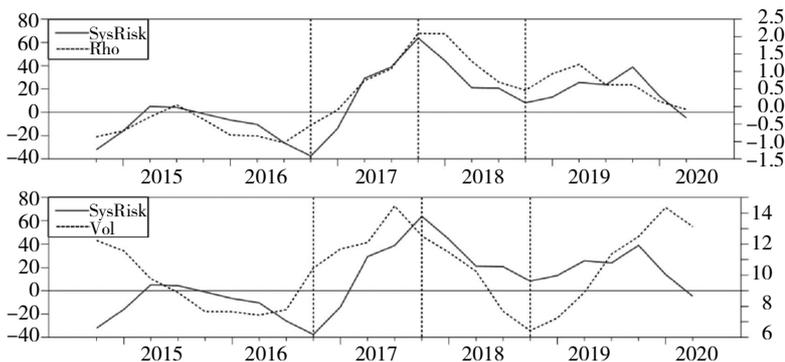


图4 系统性风险与驱动因子走势

注：左轴对应 SysRisk 指标（%），右轴对应 Rho 指标和 Vol 指标。

表2 系统性风险指标与关联性因子和波动性因子之间的相关系数

因子指标	全样本	I	II	III	IV
关联性因子	0.88	0.69	0.96	0.89	0.65
波动性因子	0.31	-0.13	0.11	0.82	0.19

子之间的相关系数在后三个阶段仍为正值，表明波动性因子依然具有一定程度的风险驱动作用。

结合图4和表2的分析，可得出如下结论。第一，作为系统性风险的驱动因素，波动性因子和关联性因子均与系统性风险指标 SysRisk 之间存在较高的相关性。进一步结合溢出水平和相关系数结果可知，关联性因子比波动性因子的作用更为重要。第二，风险通过关联性溢出渠道和波动性渠道向各行业同时蔓延。关联性因子主导了系统性风险的变化趋势，波动性因子主导了系统性风险的水平，单一行业内的波动经关联网络传染放大，系统性风险在行业间积聚。

## 四、尾部风险的行业关联分析

### (一) 系统重要性行业和系统脆弱性行业的识别

根据构造的各行业系统重要性指标  $to_i$  和系统脆弱性指标  $from_i$ ，对19个细分行业进行排序，表3分别列示了系统重要性指标和系统脆弱性指标排名前五位<sup>①</sup>，作为本文重点关注的系统重要性行业和系统脆弱性行业。

系统重要性指标由行业间溢出指数按行业投向占比加权得到，同时受行业投向占比和行业间风险溢出值影响，刻画了某行业对其他行业加权风险溢出的总和。一方面，系统重要性指标考虑了行业规模因素，而信托行业投向中房地产行业占比较高，与房地产行业投向关联性较高的行业风险输出程度较高，系统重要性较强。因此，房地产行业虽然不是本文识别出的系统重要性行业，但其自身波动以及与其他行业之间的关联性仍须密切关注。另一方面，由时间维度系统性风险的分析可知，关联性因子是系统性风险的主要驱动因子。因此，一些基础产业由于与其他行业之间存在广泛的联系，其风险溢出效应也较为明显。具体来看，农林牧渔业作为基础产业，与其他行业之间存在普遍的纵向关联，作为产业链的上游环节，若出现较大冲击，可能对产业链下游行业产生风险溢出。信息技术业则与其他行业之间存在普遍的横向关联性。例如，传统金融与互联网技术相融合，逐渐发展出一种新型金融业务模式，在金融业和信息技术业之间形成横向关联。因此，这种关联性加剧了行业之间的联系，也增加了风险在行业关联网络间传染放大的可能性。

需要说明的是，实体经济各行业间的关联性较为复杂，且不同阶段的风险传导也存在显著差异，因此有必要以系统重要性行业和系统脆弱性行业为主要视角，对细分行业间的风险溢开展进一步分析。

表3 系统重要性和系统脆弱性行业分析

系统脆弱性行业			系统重要性行业		
排序	行业	均值	排序	行业	均值
1	文化娱乐业	3.45	1	水利环境业	5.62
2	电力燃气与水业	2.44	2	文化娱乐业	5.10
3	采矿业	1.91	3	批发零售业	4.46
4	教育业	1.87	4	农林牧渔业	3.91
5	卫生服务业	1.81	5	信息技术业	3.77

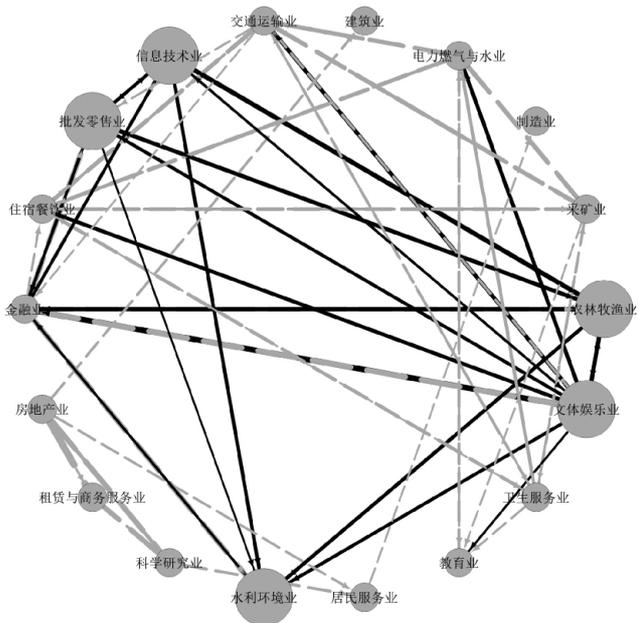


图5 全样本行业关联网络

注：实线表示系统重要性行业的风险溢出，虚线表示其他行业间风险溢出，连线越粗表示行业间风险溢出越高。下同。

<sup>①</sup>篇幅所限，仅展示排在前五位的行业风险溢出值，其他行业未予以列示，感兴趣的读者可向作者索取。

## (二) 关联网视角下的系统性风险

由时间维度系统性风险的分析可知,在遭受冲击后,行业之间存在风险传染,且主要由行业间的关联性驱动。由于行业间关联程度存在差异,本文采用式(3)得到的各行业的相对溢出指数  $\Delta\text{CoVaR}_{q,t}^{ij}$  来探究各行业之间的风险传染情况,并根据风险传染力度来构建行业内部关联网。

### 1. 全样本下行业间尾部风险网络分析

图5显示了全样本行业间风险传导网络。将全样本数据代入TGARCH模型进行估计,计算出全样本下两两行业之间的风险溢出值( $\text{CoVaR}_{ij}$ ),保留溢出值为正值的边用以构建关联网。网络节点代表行业,较大的5个节点代表上文识别出的系统重要性行业。

总体来看,各行业间普遍存在复杂的风险溢出机制,关联网呈现出以系统重要性行业为中心、

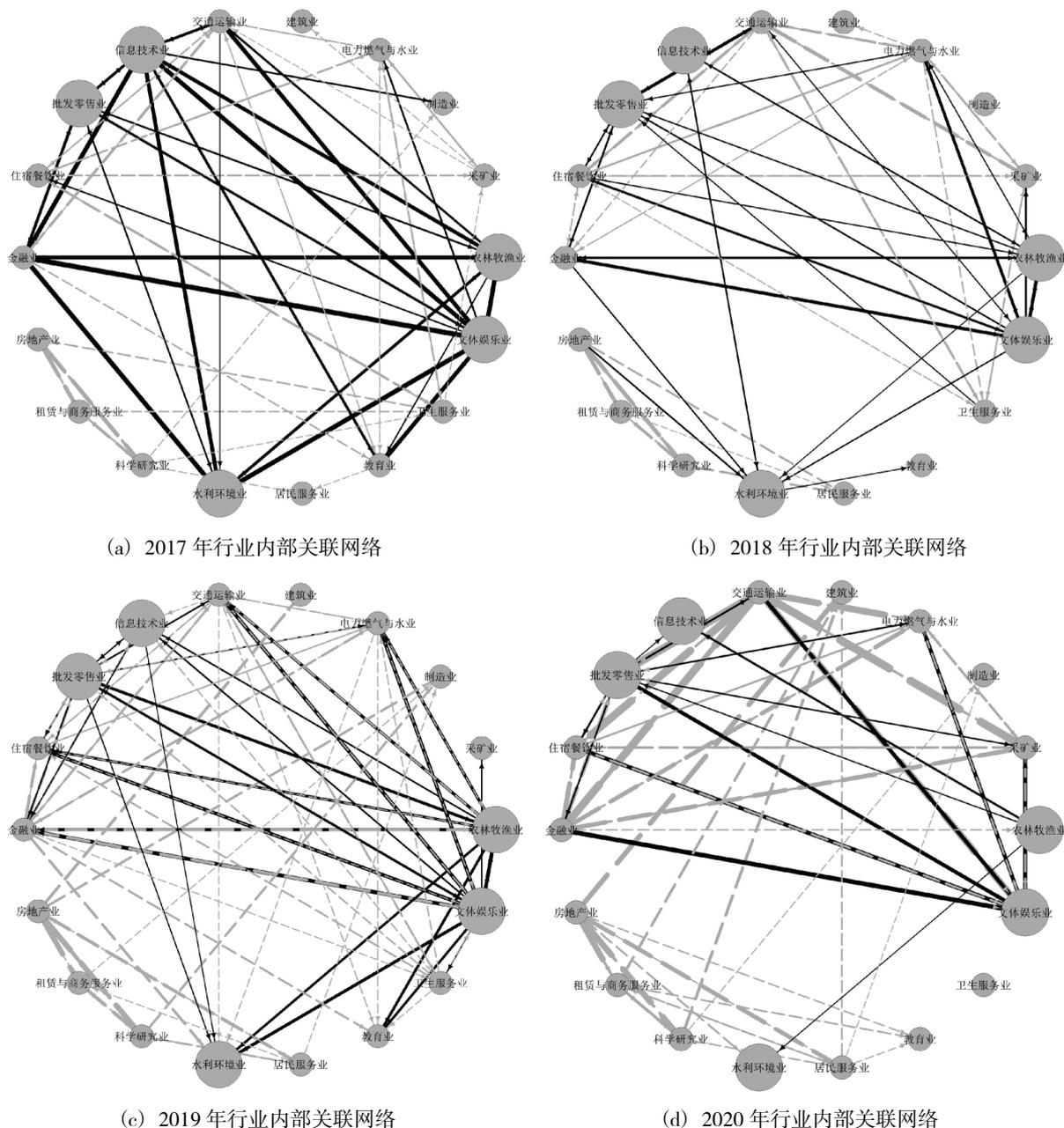


图6 各时期行业间风险传导网络图

向其他行业辐射的特征，系统重要性行业与其他行业之间的关联数目占整个关联网络的半数以上。因此，监管部门应密切关注系统重要性行业对其他行业的溢出效应，同时，当某一行业受到冲击时，应重点关注系统脆弱性行业，并采取必要的风险防范措施。

## 2. 各阶段行业间尾部风险网络分析

由第三部分对系统性风险的趋势分析可知，系统性风险呈现出阶段性特征。而上文仅考察了全样本下行业关联网络，仍须进一步明确不同时期关联网络的变化特征。在对系统性风险进行阶段性划分时，第一阶段（2014年10月—2016年12月）的系统性风险为负值，故不考虑此阶段的尾部风险网络。因此，本文选取四个重要时间段：时期1（2017年1月—2017年12月）(a)、时期2（2018年1月—2018年12月）(b)、时期3（2019年1月—2019年12月）(c)和时期4（2020年1月—2020年6月）(d)，作为代表性时期。在对每一时期的处理上，借鉴李政等（2020）的研究，仅保留溢出水平大于全样本均值的边，得到精简的行业间风险传导网络图。选择全样本时期均值作为阈值，超过阈值的边表示存在风险，超过的边的数量越多，表明这一时期风险越高，便于在时间维度上进行风险的比较。

图6显示了不同时期各行业风险传导的关联网络。从整体上看，行业间关联网络经历了“密集—稀疏—密集—稀疏”的变化过程，呈现出明显的波动趋势。受监管政策和宏观经济周期影响，影子银行部门系统性风险具有明显的时变特征，并呈现出顺周期性，短期内受监管政策影响效果明显，长期不具有持续性，这一点与图4结论相同。随着政策文件的陆续出台，短期内影子银行部门系统性风险显著降低，但不具有持续性。一段时间后，相关机构逐渐探索出新的影子银行业务模式以规避监管，导致这一阶段系统性风险再次上升。

结合风险溢出的动态网络分析可知，行业间关联网络呈现出以系统重要性行业为中心、向其他行业辐射的特征。同时，风险输出强度高的行业，其风险输入程度相应较高。因此，系统重要性行业和系统脆弱性行业作为关联网络的重要节点，应当对其可能向关联行业的风险扩散提前预判并做好防范。此外，除识别出的系统重要性行业和系统脆弱性行业外，交通运输业、金融业和房地产行业的风险仍需密切关注。

## 五、结论与政策建议

经过2017—2019年三年专项整治，我国影子银行部门系统性风险持续收敛。但在单纯依靠银行信贷渠道难以满足社会融资需求的现状下，如何在控制影子银行部门系统性风险的前提下，引导影子银行更好地支持实体经济发展，厘清影子银行业务特点和行业风险传染关系显得尤为重要。因此，本文以资金信托行业投向作为影子银行的代理变量，对以信托业为代表的影子银行部门系统性风险传染走势与机理问题进行层层递进的研究，发现了若干规律。

总体上看，受监管政策和宏观经济周期影响，以信托业为代表的影子银行部门系统性风险具有明显的时变特征，并呈现出顺周期性。第一，以信托业为代表的影子银行短期受监管政策影响效果明显，且主要由关联性因子和波动性因子驱动。第二，在经济上行周期，影子银行造成信贷规模过度扩张，加剧了实体经济网络间的关联性，使得系统性风险累积；一旦经济处于下行周期，某一行业受到异质性冲击后，风险经关联网络放大，系统性风险发生的概率也会相应增加。第三，各行业关联网络呈现出以系统重要性行业为中心、向其他行业辐射的特征。

基于本文的研究结论，对影子银行部门系统性风险的监管，应结合系统性风险的波动趋势、传染机理和关联网络特征，在总结影子银行三年治理经验的基础上，不断完善监管框架、机制和手段，进一步推动我国影子银行可持续健康发展。

一是密切关注实体经济行业发展的周期性，建立风险预警监测机制。根据行业间关联网络的风

险传导动态变化特征，影子银行部门系统性风险具有“顺周期”的特征。在经济扩张时期，如果任由影子银行发展，其风险不断累积，容易在经济紧缩时期集中爆发。因此，在经济上行周期，应通过完善监测系统来捕捉影子银行可能出现的风险，对与影子银行相关的行业采取重点监管措施，防范下行周期风险在行业间扩散，并对其他行业造成冲击。

二是充分认识影子银行部门系统性风险传染的网络效应，完善风险隔离机制。一方面，从纵向关联的角度出发，防范风险在产业链上下游之间传染；另一方面，应跟踪新的金融模式和产业形态，从横向关联的角度出发，建立不同行业之间的“防火墙”，防范风险在实体经济中扩散。此外，还应特别注意系统重要性行业和系统脆弱性行业的变化，对前者的溢出效应和后者的吸收效应采取必要的风险隔离措施，减轻实体经济受到的影响。

三是避免被动式监管，保证监管的有效性和持续性。从系统性风险指标 SysRisk 的走势可以看出，以信托为代表的影子银行和监管部门呈现出多轮博弈过程。若单纯依靠政策文件对影子银行进行规范，难以保证监管政策的连续性。因此，应建立和完善对影子银行的持续监管体系，通过长效机制消除监管真空，以减少影子银行的监管套利活动。

(责任编辑 刘官菁)

#### 参考文献：

- [1] 卜林, 李政. 我国上市金融机构系统性风险溢出研究——基于 CoVaR 和 MES 的比较分析[J]. 当代财经, 2015 (6): 55-65
- [2] 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
- [3] 方意, 韩业, 荆中博. 影子银行系统性风险度量研究——基于中国信托公司逐笔业务的数据视角[J]. 国际金融研究, 2019 (1): 57-66
- [4] 方意, 荆中博, 吴姬, 李政. 非核心负债、尾部依赖与中国银行业系统性风险[J]. 世界经济, 2020 (4): 123-144
- [5] 方意. 前瞻性与逆周期性的系统性风险指标构建[J]. 经济研究, 2021 (9): 191-208
- [6] 李丛文, 闫世军. 我国影子银行对商业银行的风险溢出效应——基于 GARCH-时变 Copula-CoVaR 模型的分析[J]. 国际金融研究, 2015 (10): 64-75
- [7] 李红权, 何敏园, 黄莹莹. 我国金融机构的系统重要性评估: 基于多元极值理论[J]. 中国管理科学, 2020, 28 (5): 14-24
- [8] 李红权, 曹佩文, 周亮. 系统性金融风险与监测预警: 一个综合分析的视角[J]. 湖南师范大学社会科学学报, 2021, 50 (1): 80-90
- [9] 李建军, 薛莹. 中国影子银行部门系统性风险的形成、影响与应对[J]. 数量经济技术经济研究, 2014 (8): 117-130
- [10] 李政, 孙丽玲, 王子美. 基于关联网络的经济政策不确定性全球溢出效应研究[J]. 国际金融研究, 2020 (4): 54-64
- [11] 连杰, 刘哲怡. 非金融企业影子银行对系统性金融风险的影响[J]. 现代营销 (下旬刊), 2021 (3): 34-36
- [12] 梁琪, 李政, 郝项超. 我国系统重要性金融机构的识别与监管——基于系统性风险指数 SRISK 方法的分析[J]. 金融研究, 2013 (9): 56-70
- [13] 刘晓星, 张旭, 李守伟. 中国宏观经济韧性测度——基于系统性风险的视角[J]. 中国社会科学, 2021 (1): 12-32
- [14] 陆晓明. 中美影子银行系统比较分析和启示[J]. 国际金融研究, 2014 (1): 55-63
- [15] 马亚明, 宋羚娜. 金融网络关联与我国影子银行的风险溢出效应——基于 GARCH-Copula-CoVaR 模型的分析[J]. 财贸研究, 2017, 28 (7): 69-76

- [16] 孙国峰, 贾君怡. 中国影子银行界定及其规模测算——基于信用货币创造的视角[J]. 中国社会科学, 2015 (11): 92-110
- [17] 杨子暉, 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 (10): 19-37
- [18] 杨子暉, 王姝黛. 行业间下行风险的非对称传染: 来自区间转换模型的新证据[J]. 世界经济, 2020, 43 (6): 28-51
- [19] 周边, 李明辉, 陈瑞华. 影子银行与系统性风险溢出——基于理财产品视角[J]. 新金融, 2021 (3): 50-58
- [20] Acharya V V, Pedersen L H, Philippon T, Richardson M. Measuring Systemic Risk[J]. *Review of Financial Studies*, 2017, 30 (1): 2-47
- [21] Adrian T, Brunnermeier M K. CoVaR[J]. *American Economic Review*, 2016, 106: 1705-1741
- [22] Billio M, Lo A W, Sherman M G, et al. Econometric Measures of Connectedness and Systemic Risk in the Finance and Insurance Sectors[J]. *Social Science Electronic Publishing*, 2012, 104 (3): 535-559
- [23] Brownlees C, Engle R. F. SRISK: A Conditional Capital Shortfall Measure of Systemic Risk[J]. *Review of Financial Studies*, 2017, 30 (1): 48-79
- [24] Duarte F, Eisenbach T M. Fire-Sale Spillovers and Systemic Risk[J]. *The Journal of Finance*, 2021, 76 (3): 1251-1294
- [25] Engle R. *Anticipating Correlations: A New Paradigm for Risk Management*[M]. Princeton University Press, 2009

## Shadow Banking, Industry Loan Investment of Trust Fund and Systemic Risks

*Song Lu<sup>1</sup>, Zhao Yingyu<sup>2</sup> and Fang Yi<sup>2</sup>*

(1.National Academy of Development and Strategy, Renmin University of China; 2.School of Finance, Central University of Finance and Economics)

**Summary:** The investment of shadow banking funds is complicated, and preventing cross-industry risk contagion has become the focus of regulating shadow banking. This paper takes the industry loan investment of trust fund as the proxy variable of shadow banking, and uses  $\Delta$ CoVaR model to measure the tail risk index of industry loan investment of fund trust from 19 industries, analyzing the generation mechanism and risk transmission path of systemic risk of shadow banking represented by the trust industry.

On the one hand, the systemic risk of shadow banking represented by the trust industry calculated by the model is mainly driven by inter-industry correlation, and it is procyclical in time dimension. On the other hand, the industries of systemic importance and systemic vulnerability can be identified by constructing the index, with necessary risk isolation measures taken for the spillover effect of the former and the absorption effect of the latter.

Based on the above analysis, the possible marginal contribution of this paper includes the following two aspects. Firstly, compared with the existing research on measuring the systemic risk of shadow banking based on the tail dependency model, the systemic risk indicators constructed in this paper are more suitable to the characteristics of the trust industry, and can identify the systemic risk brought by shadow banking.

Secondly, compared with the existing research on measuring systemic risk based on the network model of balance sheet, the systemic risk index of shadow banking constructed in this paper has the characteristics of being more frequent and more responsive to regulatory risk monitoring requirements.

Therefore, in the economic upward cycle, we should improve the monitoring system to catch the potential risks of shadow banking, and take key regulatory measures for industries related to shadow banking to prevent risks from spreading among industries during the downward cycle and reduce the impact on the real economy.

**Keywords:** Systemic Risk; Shadow Banking; Trust Business; Associated Network

**JEL Classification:** G28, O17