

文章编号:1003-207(2024)02-0199-11

DOI:10.16381/j.cnki.issn1003-207x.2021.2369

我国行业风险敞口与行业网络结构的相关性研究

盛积良¹, 黄毅^{1,2}, 李居超¹

(1. 江西财经大学统计与数据科学学院, 江西 南昌 330013;

2. 吉首大学数学与统计学院, 湖南 吉首 416000)

摘要:基于皮尔逊相关系数和格兰杰因果检验,分别构建行业无向和有向网络,采用CoVaR模型计算我国行业风险,并借助分位数回归探索行业风险与网络结构的相互关系;使用网络模块分析探究不同极端事件下行业网络的集聚情况,以及风险在各模块间的传染路径,同时考察网络结构对行业风险的影响效应。研究表明:两种行业网络结构均表明,金融行业有成为网络中心的趋势,采用格兰杰因果检验构建的有向网络更能解释行业风险;金融市场冲击会对行业网络结构产生影响,不同极端事件下行业风险在网络中的传播方式不同;同时,网络结构对行业风险存在显著影响,网络聚类系数和全局效率的降低以及介数中心性的提升,均能降低行业风险。研究结论对金融风险防范和产业结构优化升级具有一定的参考价值。

关键词:复杂网络;网络结构;风险敞口;皮尔逊相关系数;格兰杰因果检验

中图分类号:F830.9 **文献标识码:**A

1 引言

金融市场在我国经济发展过程中扮演优化资源配置的重要角色^[1]。近年来,机构投资者之间、行业间存在密切关联,使得金融市场之间的关系越来越复杂。任何外部不利因素都会导致金融市场系统性风险不断累积,当市场风险集聚到一定程度时,金融市场优化资源配置能力将会失效,进而影响金融市场稳定。

新时代我国经济已由高速增长阶段转向高质量发展阶段,产业结构转型升级加快,经济发展下行压力增大,金融市场异常波动频发。最近几次经济动荡说明将现代金融市场理解为复杂系统的必要性,特别是危机时期,理性行为者和有效市场假说无法合理解释金融市场的一些复杂行为^[2]。经济物理学,一个基于统计与理论物理的研究范式,已经成为当前研究复杂经济的一种新的思维方式^[3]。产业链的上下游关系以及金融市场中各种信息溢出,使得各行业间联系密切。同时,金融市场受到

不利冲击,市场风险不断累积,投资者的消极态度会让上市公司融资困难、市场资源配置能力受到限制。而处于同一行业的公司,由于同质性业务经营,会导致公司管理层不约而同地做出相同或类似的应激行为,以及不同行业投资价值差异,最终会引起产业结构突变。由此看来,各行业的发展情况与市场风险存在着密切关系。因此,对我国金融风险跨市场传染机制展开深入研究,厘清风险在各个行业市场间的传播方向,识别行业间结构动态变化与金融风险之间的关系,对降低金融风险,完善系统性风险防范体系,实现经济高质量发展具有重大现实意义。

科学准确测量金融市场系统性风险是进行宏观审慎调控,防控金融风险的重要前提^[4]。早期系统性风险主要通过宏观经济变量和资产负债表数据,对金融脆弱性进行测度来反映。该类方法由于数据频率较低(月、季度数据),具有一定的滞后性,且存在卢卡斯批判效应,对宏观金融风险预测能力较差^[5]。2008年全球金融危机以后,业界和学者们更倾向于以系统的角度审视金融市场风险,虽然关于系统性风险仍然没有一个统一的定义,但学者们根据不同监管需要,从不同角度对系统性风险进行测度。Huang等^[6]认为信用违约互换利差信息可以反映违约风险,提出风险保费模型(DIP),并计算了22个亚太地区主要银行的风险保费,评估全球金融

收稿日期:2021-11-15; 修订日期:2022-03-08

基金项目:国家自然科学基金项目(71973056, 71561011); 国家自然科学基金重点项目(71531003)

通讯作者简介:盛积良(1972-),男(汉族),江西余干人,江西财经大学统计与数据科学学院,教授,博士生导师,博士,研究方向:金融工程与风险管理等, E-mail: shengjiliang@163.com.

危机对亚太地区的外溢影响。Acharya等^[7]基于预期损失理论提出了边际预期损失(MES)和系统预期损失(SES)。Brownlees和Engle^[8]考虑到SES无法对未来金融危机进行有效预测,提出一个包括金融机构规模、杠杆率以及边际预期损失的SRISK指数,反映单个机构对系统性风险的贡献。Adrian和Brunnermeier^[9]基于条件在险价值对系统风险进行测度,提出CoVaR模型,认为金融系统中每一个机构都具有风险溢出,并最终汇聚成系统性风险。该方法能有效结合金融机构的个体属性,识别出系统重要机构,满足宏观审慎监管目标要求。

近年来复杂网络理论在经济领域快速发展,网络分析逐渐成为研究金融机构之间关系以及金融风险在金融系统中传播的重要工具。然而,现有研究仍然有些许不足。首先,从研究对象上看,已有研究更多关注银行、券商和保险公司等金融机构的网络结构,而对金融市场各行业的关联性研究较少;其次,研究时间上多为针对单个金融市场异常波动阶段,鲜有将多个异常波动时段进行对比分析;最为重要的是,目前学者更多关注如何构建网络以及从网络中心性、稳定性等结构特征阐述风险,却很少考虑网络结构对风险的影响。如Feng等^[10]通过BEKK-GARCH模型计算中国证券指数27个行业在不同时间尺度下的溢出效应,并以此构建网络探讨了不同尺度下网络结构的聚集特征,表明2~4天尺度下的行业溢出网络结构更紧密,各市场间出现风险传播的可能性最大。Wu等^[11]采用VAR方差分解模型构建行业网络,通过网络结构的中心性分析发现,工业板块一直是中国股市的核心板块,并认为2015年股灾是中国工业部门发展放缓所致。虽然Li等^[12]在研究2018年中美贸易摩擦不同阶段我国行业网络结构特征中,探讨了金融风险对行业网络稳定的影响,但并没有阐述网络结构对金融风险的影响。刘超等^[13]对我国证券市场风险与行业网络结构特征关系进行了探索,但也仅仅局限在数值对比上,没有进行深入研究。

鉴于此,本文首先基于皮尔逊相关系数和格兰杰因果检验分别构建行业无向和有向网络,利用CoVaR模型计算行业市场风险,对网络结构特征与市场风险进行对比分析,并在不同分位点上进行分位数回归。结果显示,格兰杰因果检验构建的行业有向网络结构更能有效解释行业风险。进一步选取几个金融市场异常波动阶段,运用模块化分析识别金融市场异常波动的风险来源,探索各个行业市场在不同阶段的传染路径。最后,运用OLS回归模型分析了网络结构与行业风险的关系,发现网络聚类系数和全局效率的降低以及介数中心性的提升

可以降低行业风险。

本文贡献主要有以下三个方面:第一,同时考虑相关系数和格兰杰因果检验两种常用的构建网络的方式,通过对网络结构特征和行业风险的比较,认为采用格兰杰因果检验构建行业有向网络更能反映市场风险变化情况。第二,在现阶段我国金融风险共振加强、系统性金融风险上升的背景下,对金融市场异常波动期间具体风险传染机制进行探索,识别风险传播路径,厘清行业市场各模块的传染方向,为金融协同监管政策的实施提供借鉴。第三,在控制当期制造业PMI、非制造业PMI商务活动、国房景气指数等变量下,探究了行业网络结构对行业风险的影响,对金融风险防范和推动高质量发展具有参考价值。

2 研究方法

2.1 Exposure- Δ CoVaR方法

Morgan^[14]于1994年借助概率统计理论,系统地给出了测量市场风险模型VaR,由于该方法简单、透明而被广泛使用。但是VaR只对单个机构独立的风险进行测量,无法测量多个机构之间的风险情况。鉴于此,Adrian和Brunnermeier^[9]基于条件概率提出了条件风险价值CoVaR模型。李政等^[4]认为 Δ CoVaR是机构对系统的影响,测量的是系统性风险贡献,反映机构的系统重要性,Exposure- Δ CoVaR是系统对机构的影响,测量的是系统性风险敞口,反映机构的系统脆弱性。本文采用Exposure- Δ CoVaR来衡量各行业风险,并对各行业Exposure- Δ CoVaR取均值,以此来反映整个行业市场的系统性风险,即行业风险。

X^i 和 X^s 分别表示行业 i 和金融系统 s 的收益率, VaR_q^i 和 VaR_q^s 分别为 X^i 与 X^s 的 q 分位数。金融系统的 $CoVaR_q^{i|C(X^s)}$ 为行业 i 在整个系统 s 陷入困境时,特定行业 i 的VaR, $C(X^s)$ 表示市场所处状态。用条件概率可以表示为:

$$\Pr(X^i \leq CoVaR_q^{i|C(X^s)} | C(X^s) = q\% \quad (1)$$

Exposure- Δ CoVaR刻画金融系统 s 从中间状态($X^s = VaR_{50\%}^s$)到困境状态($X^s = VaR_{5\%}^s$)时,行业 i 在险价值VaR的增量。即:

$$Exposure - \Delta CoVaR = CoVaR_q^{i|X^s = VaR_{5\%}^s} - CoVaR_q^{i|X^s = VaR_{50\%}^s} \quad (2)$$

2.2 行业网络构建以及拓扑统计指标

(1) 皮尔逊相关系数构建行业无向网络

假设 $x_i(t)$ 为行业 $i(i=1, 2, \dots, N)$ 的收盘价,行业 i 收益率定义为:

$$r_{it}(t) = \ln(x_i(t)) - \ln(x_i(t-1)) \quad (3)$$

行业 i 和行业 j 收益率的相关系数为:

$$C_{ij} = \frac{\sum_{t=1}^T (r_{it} - \bar{r}_i)(r_{jt} - \bar{r}_j)}{\sqrt{\sum_{t=1}^T (r_{it} - \bar{r}_i)^2 \sum_{t=1}^T (r_{jt} - \bar{r}_j)^2}} \quad (4)$$

由于相关系数不满足欧氏空间三大定理,相关系数矩阵 C 不能表示行业间距离。借助 Mantegna^[15] 于 1999 年给出的距离度量关系,可以得到行业网络邻接矩阵 D , 其元素 d_{ij} 为度量 i 和 j 两个行业间的距离:

$$d_{ij} = \sqrt{2(1 - c_{ij})} \quad (5)$$

距离 $d_{ij} \in [0, 2]$, 如果行业 i 和行业 j 的相关性越强, 则对应的 d_{ij} 就越小。此时行业网络为包含 $N(N-1)/2$ 条边的完全连通网络, 这些边的权值为对应节点间距离。为简化网络, 运用平面最大滤波图简化网络连边^[16]。

(2) 格兰杰因果检验法构建有向行业网络

格兰杰因果关系检验是基于优先级和可预测性来研究两个平稳时间序列之间是否存在因果关系的常用方法^[17]。换言之, 如果时间序列 $\{Y_{2t}\}$ 及其滞后变量对时间序列 $\{Y_{1t}\}$ 的预测结果不产生影响, 即:

$$MSE[\hat{E}(Y_{1,t+s} | Y_{1t}, Y_{1,t-1}, \dots)] = MSE[\hat{E}(Y_{1,t+s} | Y_{1t}, Y_{1,t-1}, \dots; Y_{2,t+s} | Y_{2t}, Y_{2,t-1}, \dots)] \quad (6)$$

那么则称 Y_2 不是 Y_1 的格兰杰原因。定义 GC_{ij} 表示行业指数 i 和行业指数 j 之间的格兰杰因果关系, 那么这两个行业指数之间可能存在以下三种关系:

① 如果行业 i 到行业 j 存在单向因果关系, 则 $GC_{ij} = 1, GC_{ji} = 0$ 。

② 如果行业 i 到行业 j 存在双向因果关系, 则 $GC_{ij} = 1, GC_{ji} = 1$ 。

③ 如果行业 i 到行业 j 不存在因果关系, 则 $GC_{ij} = 0, GC_{ji} = 0$ 。

根据行业彼此间的格兰杰因果检验结果, 以行业为节点, 两个行业指数之间的因果关系为边, 构建行业有向网络。

2.3 网络拓扑统计指标

网络结构主要表现在节点聚集程度、网络稳定性以及中心性三方面, 因此选取聚类系数、全局效率和介数中心性三个统计指标, 以此来衡量网络结构特征。

(1) 聚类系数

在网络中节点总会表现出集聚性的结构性质, 平均聚类系数能够很好地对这一性质加以定量描

述。节点的聚类系数定义为 k_i 个节点间实际存在的边数 M_i , 与最大可能边数(有向网络为弧数) $k_i(k_i-1)/2$ 的比值。

$$C_i = 2M_i / [k_i(k_i - 1)] \quad (7)$$

将所有节点聚类系数取平均得到网络平均聚类系数:

$$C = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N C_i \quad (8)$$

(2) 全局效率

全局效率反映两个节点之间的连接效率, 与节点之间距离成反比。参照文献[19]定义:

$$GE = \frac{1}{N(N-1)} \sum_{i \neq j} \frac{1}{d_{ij}}, d_{ij} > 0 \quad (9)$$

如果行业 i 和 j 完全正相关时 ($C_{ij} = 1$), 此时 $d_{ij} = 0$, 不满足上述全局效率的定义。而当行业 i 和 j 之间没有联系, 没有路径时, 则令 $d_{ij} = +\infty, 1/d_{ij} = 0$ 。

(3) 介数中心性

行业的介数中心性可以描述其控制其他行业指数之间信息传导的能力。定义为通过给定节点路径占总路径的百分比。

$$B(i) = \frac{2}{N(N-1)} \sum_{(j,l)} \frac{\sigma_{jl}(i)}{\sigma_{jl}} \quad (10)$$

其中, $\sigma_{jl}(i)$ 是从节点 j 到节点 l 的路径中经过节点 i 个数, σ_{jl} 则是从节点 j 到 l 的路径。显然, $B(i)$ 值越大, 网络对节点 i 的依赖程度越高, 即其位置越重要。上述中心性的定义可以推广到整个网络, 令 v_{\max} 表示网络中介数中心性最高的节点, 则网络介数中心性 C_B 为:

$$C_B = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N [C_B(v_{\max}) - C_B(v_i)] \quad (11)$$

2.4 网络模块分析

1976 年 White 等^[20] 提出一种研究网络位置模块的方法, 该方法不仅能确定每个模块所包含的成员, 还可以用来分析每个模块在风险传播过程中的作用, 探索风险传播路径^[21]。在网络模块作用中, 根据模块接收和发送边的比例, 可以将模块在网络中的功能划分为四种: (1) 双边溢出, 其成员向其他模块成员发送较多的连接, 同时向自己模块内部也发送较多的连接, 但整体接受其他模块的连接较少。(2) 向内溢出, 模块内部关联比率高, 其成员不仅从外部模块获得连接, 也从模块内部获取连接; 如果内部连接关系占比远远大于外部连接关系, 在极端情况下, 该模块可能出现与外界没有连接, 成为一个孤立的单元。(3) 向外溢出, 该模块在网络中承担更多的溢出作用, 其成员发送更多的连接到其他模块, 但发送到其内部成员

以及从外部接收的连接较少。(4) 经纪人, 在网络模块信息流通中主要担当中转作用, 该模块成员接收和发送外部关系, 但其成员内部之间的连接较少。

3 行业风险测度与行业网络构建

3.1 数据选取

Wind 系列指数是 Wind 资讯在借鉴国际权威行业指数编制经验的基础上, 结合中国证券市场实际情况后, 推出的全面反映中国金融市场的指数体系, 目前该数据由于符合国际标准、透明度高而备受市场推崇。因此本文以 Wind 二级行业指数 (24 个) 为原始数据构建行业网络, 可以科学反映我国行业变化特征。沪深 300 指数综合反映我国股价变动情况, 可以很好地衡量整个市场运行状况, 所以在计算行业风险 $Exposure - \Delta CoVaR$ 时将其作为系统变量。本文选取 2010 年 1 月 4 日—2021 年 7 月 30 日 Wind 行业指数与沪深 300 指数的收盘价格, 并计算其对数收益率, 共得到 2814 个数据。数据描述性统计量参见附表 1, 各行业数据分布具有尖峰胖尾特征, JB 检验结果显示拒绝正态分布假设, 同时数据在 10% 水平上均通过 ADF 检验, 表现出平稳特征。

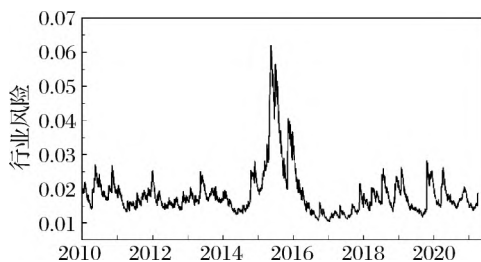


图1 2010—2021年中国行业风险

3.2 行业风险测度

计算出当市场处于萧条时 (5%), 每个行业的风险 $Exposure - \Delta CoVaR$ 值, 并对 24 个行业风险取均值, 以此作为金融市场对整个行业的风险溢出, 即行业风险。由图 1 可知, 2010—2021 年我国市场对行业风险溢出变化较大, 图 1 中至少存在 6 个波峰, 正好对应 2010 年欧洲债务危机、2013 年我国银行“钱荒”、2015 年股灾、2018 年中美贸易摩擦以及 2020 年新冠疫情等各类市场极端事件。从行业风险大小来看, 欧洲债务危机和 2013 年“钱荒”波峰较小。而 2015 年股灾期间行业风险最大, 此时行业对市场信息最为敏感, 任何市场信息都可能会导致行业急剧变化。伴随国家政策调控, 投资者信心恢复, 行业风险不断下降, 并达到历史相对较低水平, 直到 2017 年底受中美贸易摩擦影响, 行

业风险再次上升, 2019 年中美双方领导会晤, 就贸易摩擦问题进行商榷, 行业风险回落。2020 年初, 突如其来的新冠疫情致使, 国内经济生产活动几乎处于停顿, 从图 1 中可以看到行业风险骤然上升, 但这次上升持续时间不长, 伴随国家强有力的防疫措施, 各种复工复产政策的推行, 很快回落到正常水平。

3.3 行业网络构建

分别采用相关系数与平面最大滤波图构建行业无向网络, 用格兰杰因果检验构建行业有向网络。图 2 左边为相关系数构建的行业无向网络, 银行和保险 II 节点明显大于其他行业, 而其他行业节点大小比较均匀。说明各行各业在银行、保险 II 等金融机构资金支持下蓬勃发展, 符合我国经济发展的实际情况。但同时需要警醒, 银行和保险 II 节点的度达到 22, 远高于其他行业节点的度 (4 或 5), 说明我国经济在发展过程中有过度依赖金融行业的倾向。

图 2 右边为格兰杰因果检验构建的行业有向网络, 从图 2 中明显看出连边多于无向网络, 且网络中心节点发生了一定变化。在行业有向网络中, 公共事业 II (入度: 21, 出度: 20, 总度 41) 排名第一, 其次是运输行业 (入度: 21, 出度: 15, 总度 36), 多元金融 (入度: 19, 出度: 17, 总度 36) 和银行 (入度: 14, 出度: 15, 总度 29)。公共事业 II、运输、资本货物指数、零售业、消费者服务 II 等都是涉及最根本的民生行业, 与其他行业业务交流较多。同时, 国家为了全面建成小康社会, 打赢脱贫攻坚战, 近十年来重点关注和建设公共事业、运输等民生行业, 因此它们均处于网络中心位置。而隶属金融行业的银行与多元金融在此过程中, 其承担资金筹集、活跃资本市场的功能不容忽视, 因此在行业有向网络中排名比较靠前。同时还发现, 属于高新技术方面的软件与服务、技术硬件与设备、半导体与半导体生成设备等行业发展有所欠缺, 在整个行业网络中处于边缘位置, 从侧面反映当前国家提倡高质量发展的必要性。

将相关系数构建的行业无向网络与格兰杰因果检验构建的行业有向网络进行对比, 发现二者都能有效地识别金融领域在各自网络中的重要性, 但二者在度中心性排名的相关系数仅仅为 0.238。出现这种情况的原因可能有以下两种: (1) 在相关系数网络中, 平面最大滤波图将大量有关联但权重不高的边过滤掉; (2) 格兰杰因果检验基于优先级和可预测性两方面来考虑, 刻画行业关系更为细致。

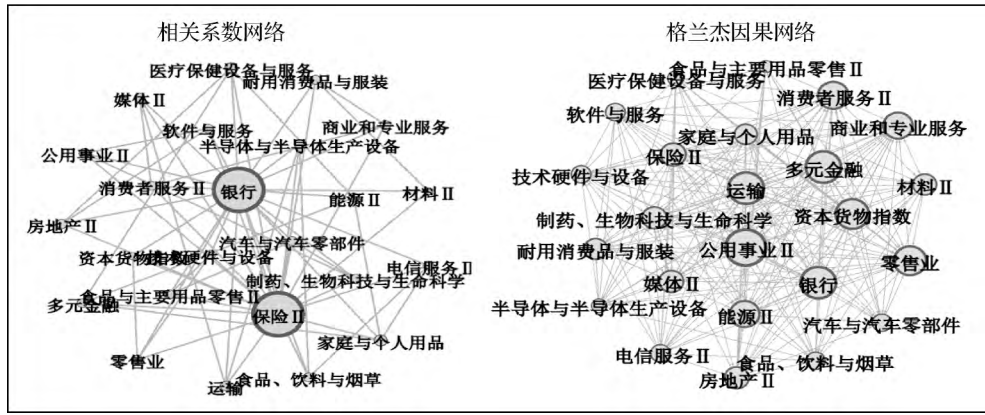


图 2 2010—2021 年中国行业关联网络

4 行业风险与网络结构的时变关系

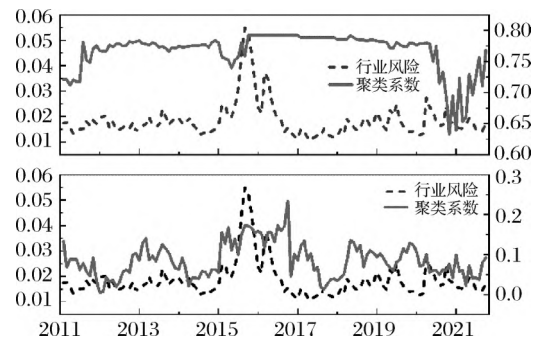
以初始窗口为 250(大致 1 年交易日),步长为 20(大致 1 个月交易日)滑动,分别构建行业无向和有向网络,每种构建方式得到 129 个网络,分别计算各个网络的聚类系数、全局效率以及介数中心性,得到行业网络结构特征的时变序列,并将其与行业风险对比分析。

4.1 行业风险与聚类系数的时变关系

网络中节点聚集会自发形成一组严密的组织关系,而聚类系数可以有效衡量节点聚集程度。图 3 给出了网络平均聚类系数与行业风险对比图。从图中可以看出行业无向网络的平均聚类系数一直维持在较高水平(0.76)且相对较平缓,在 2010 年欧洲债务危机以及 2015 年股灾时期出现小幅度上升,而 2013 年“钱荒”和 2018 年中美贸易战期间平均聚类系数变动不明显。2020 年初新冠疫情爆发,由于国内防疫措施的需要,各行各业的生产经营活动处于停顿状态,行业间业务往来变少,相关系数行业网络的平均聚类系数出现骤降。行业有向网络的平均聚类系数维持在较低水平且波动较大,在各种市场极端事件时间均出现较大波动,其中除去 2020 年新冠疫情期间平均聚类系数下降外,其他均有所上升。

整体而言,大多数金融极端事件冲击,都会使得各行业公司股票价格更容易出现协同运动,从而使得行业聚集程度加深。将两种行业网络的平均聚类系数与行业风险进行对比,发现一般情况下(2020 年新冠疫情除外),行业面临市场风险越大,网络的聚类系数呈现出上升态势,且有向网络聚类系数变化更为剧烈。同时还发现行业网络聚类系数几乎与行业风险变动一致,伴随市场行业风险的增强,行业上市公司企业对市场信息越加敏感,其股票价格容易出现同涨同跌情形,导致行业间的联动性短期变强,此时网络结构特征表现为聚类系数上升。此外,从图 3 中可以明显观察到,2015 年股灾

期间聚类系数的变化周期长于市场对行业风险的累计过程,说明行业风险变动对行业间协同运动的影响具有持续性。



注:上图为相关系数行业网络,下图为格兰杰因果检验行业网络。

图 3 行业风险与聚类系数的时变关系

4.2 行业风险与全局效率的时变关系

全局效率能有效反映行业网络的稳定性,图 4 给出网络全局效率与行业风险对比图。可以看到,行业无向网络全局效率时间序列明显具有三个波峰,分别对应 2010 年欧洲债务危机、2015 年股灾以及 2018 年中美贸易摩擦,说明这三个时期我国行业网络的稳定性较差。而行业有向网络全局效率在各个时期均出现对应的波峰,对金融极端事件期间网络稳定性的识别更精确。将两种网络的全局效率与市场行业风险对比,发现行业风险总是先于全局效率。伴随行业风险的增强,网络节点间的聚集程度加深,节点间连接路径更短,从而导致网络节点对风险变动更为灵敏,此时市场环境较小的变动都可能会引起网络结构变化,网络变得更加不稳定。

4.3 行业风险与介数中心性的时变关系

网络中心性变化可能会对网络节点的聚集程度以及分布结构产生影响,从而会导致信息传递发生变化,因此,进一步将网络中心性与行业风险进行对比分析。节点介数中心性认为经过一个节点的最短路径数,在所有节点最短路径中的占比越大,节点就越重要。其刻画的是某个节点对信息传

递的控制能力,而网络的介数中心性则刻画一个网络整体对信息传递的控制能力。

从图5中发现,两种行业网络的介数中心性在各金融极端事件期间均发生较为剧烈的变动,并且在大多数时期具有一定的同步性。但在2015年股灾期间,二者变动有所差别,无向网络的介数中心性和行业风险变化一样,表现为骤然上升,并维持在一个较高水平直到股灾结束。而对于有向网络的介数中心性,在2015年股灾期间变动较小且有下降趋势。对于这种差别的出现,本文认为是格兰杰因果检验不仅识别出了网络中节点高度一致的协同关系,同时还辨别出一些其他的系关系,比如在极端恶劣市场环境下,行业上市公司企业对市场上任何细小波动都很敏感,可能出现过激反应,以至于市场信息在行业网络中大范围传递时间很短,甚至可以忽略不计,此时网络失去对信息传输的控制能力,介数中心性表现出下降趋势。将两种行业网络的介数中心性与行业风险进行对比,发现在各种金融极端事件期间,网络介数中心性变化与金融市场风险变化时间几乎一致。不过,相比较而言,行业无向网络的介数中心性与金融市场风险变化的一致程度更高。

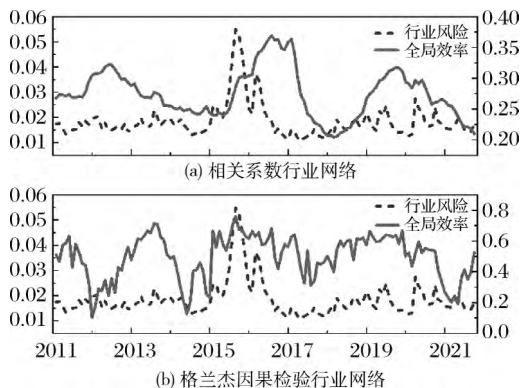


图4 行业风险与全局效率的时变关系

4.4 行业无向与有向网络对比分析

分别对两种行业网络结构特征与行业风险进行格兰杰因果检验,检验结果如表1所示。在相关系数构建的行业无向网络中,行业风险与聚类系数、全局效率没有格兰杰因果关系,其网络中介中心性是行业风险的格兰杰因果原因。在格兰杰因果检验构建的行业有向网络中,聚类系数与行业风险具有双向的格兰杰因果关系,说明行业风险变化会影响行业结构的紧密程度;反之,行业结构的紧密程度又会影响行业风险。同时,还发现行业风险变化会影响行业网络的全局效率,并不影响网络的介数中心性,但介数中心性会影响行业风险。换言之,网络信息传递能力会影响行业风险。

总体来看,无向网络与有向网络都能识别行业网络结构特征,不过后者识别能力更强。考虑到行业风险是一种极端市场下的风险暴露,因此,在不同分位点上对行业风险与行业网络特征进行分位数回归。从表2回归结果可发现,行业风险对行业网络特征的回归结果在高分位点上(90%以上)显著,且行业有向网络回归效果优于无向网络。在具体指标上对两种网络对比,发现行业有向网络在聚类系数和全局效率上均优于无向网络,不过,在网络的介数中心性上,无向网络拟合优度更具有优势。综合对比来看,行业有向网络特征拟合优度更好,更能解释行业风险,这与格兰杰因果检验结果一致。

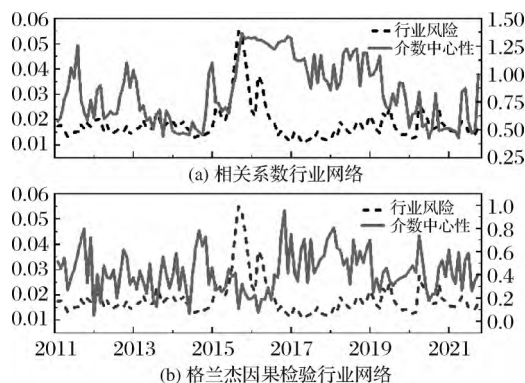


图5 行业风险与介数中心性的时变关系

表1 不同类型网络格兰杰因果检验结果

网络	Y	X	X→Y		Y→X		结论
			临界值	检验值	临界值	检验值	
行业无向网络	行业风险	聚类系数	3.93	0.15	3.92	0.07	$X \leftrightarrow Y$
		全局效率	3.92	1.34	3.92	3.83	$X \leftrightarrow Y$
行业有向网络	行业风险	介数中心性	3.92	4.26	2.68	1.83	$X \Rightarrow Y$
		聚类系数	1.95	3.74	1.91	3.29	$X \leftrightarrow Y$
行业有向网络	行业风险	全局效率	3.93	1.14	2.01	2.48	$X \leftarrow Y$
		介数中心性	3.92	10.97	3.92	0.06	$X \Rightarrow Y$

5 金融市场异常波动阶段网络分析

鉴于格兰杰因果检验构建的有向网络可以更好地刻画行业市场内部结构,有效解释行业风险。本文进而采用格兰杰因果检验对市场异常波动期间行业数据进行有向网络构建,并通过模块化分析,找出不同市场环境下哪些行业可能聚集在一起,并进一步检验每个模块在网络中的相对作用以及彼此之间风险传递方向。

通过震荡指数对研究时段市场动荡情况进行识别,该方法是由Kritzman等^[22]于2010年提出,可以很好地捕捉资产组合之间的相互作用,有效识别不同时期金融市场的震荡情况。从图6可知,行业震荡指数可以有效识别近十年来我国金融市场异常波动情况,将研究时段细分为以下五个阶段:第

一阶段是 2010 年欧洲债务危机;第二阶段是 2013 年“钱荒”;第三阶段是 2015 年股灾;第四阶段为 2018 年中美贸易摩擦,第五阶段 2020 年的新冠疫情(具体时间划分见附表 2)。

表 2 行业风险与网络特征分位数回归结果

分位点(%)	无向网络				有向网络		
	聚类系数(%)	全局效率(%)	介数中心(%)	聚类系数(%)	全局效率(%)	介数中心(%)	
0.1	5.88*	0.69	2.55	4.27	2.20*	9.97*	
0.2	2.35*	0.05	0.92	1.70	0.35	6.55*	
0.5	0.12	0.74	0.44	3.83	2.38*	4.80*	
0.8	0.99	3.77*	3.91	11.53	7.58*	8.27*	
0.9	1.66	5.41*	16.25*	23.01*	11.62*	10.86*	
0.95	7.34*	11.17	29.31*	37.63*	23.10*	16.03	
0.99	0.12	13.58*	40.72*	48.32*	34.10*	22.74*	

注:表格估计值为分位数回归的 R^2 ; *表示 5% 显著。

5.1 不同时期行业网络结构模块分析

首先,运用格兰杰因果检验对各个时期行业数据进行有向网络构建,各时期行业有向网络见图 1。然后,利用软件 Gephi0.9.2 对各金融市场异常波动期间行业有向网络进行模块划分,选择标准解析度 1,同时为产生更好的分解,选择随机算法。计算结果表明,各个时期网络结构变化较大,网络结构与当时的市场环境密不可分。网络模块分析中前四个时期模块均为 4,2020 年新冠疫情期间模块为 5,不过,其中节点汽车与汽车零部件由于与其他节点没有连接,单独成一模块,所以在接下来模块分析中将该模块剔除,认为新冠疫情期间的模块也为 4。

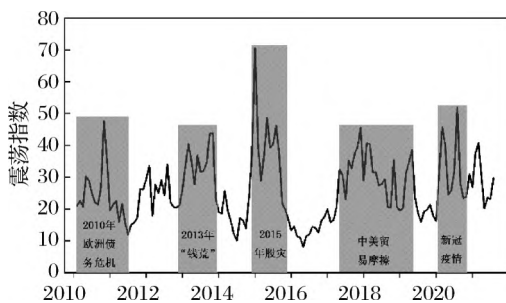


图 6 2010—2021 年中国行业市场震荡指数

鉴于篇幅限制,表 3 仅给出了 2015 年股灾期间各模块的关联性和模块角色,其他阶段见附表 3。

2015 年股灾期间,从模块 1(M1)发出的边总共为 21,其中 5 条是到模块内部成员,而接收到从其他模块发送的边数为 26。模块 1 内部期望连边数率为 8.7%,低于实际模块内部连边比率 23.81%,所以,该模块在行业网络中主要扮演向内溢出角色。该模块成员主要是材料 II、资本货物指数以及汽车与汽车零部件,表明在市场环境急剧震荡时,这些行业上市公司对市场信息更为敏感,容易出现较大变动。从模块 2(M2)发出的边总共为 56,其中 19 条是到模块内部成员,从其他模块发送到模块 2 的连边为 41 条。由于其实际内部连边比率为 33.93%,大于内部期望连边比率 21.74%,属于双向溢出的角色。类似可以得到模块 3(M3)是双向溢出角色,模块 4(M4)是向外溢出角色。模块 2 和模块 3 中分别包括了该时期的核心行业制药、生物科技与生命科学、食品与主要用品零售 II 以及公用事业 II。当市场环境恶劣时,处于中心位置的行业,既容易受到其他行业风险溢出影响,也容易向其他行业输送风险。整体来看,模块 3 内部连边比率更高,同时,与模块 1 与模块 2 之间的连接更多,因此模块 3 成员更容易受到市场信息影响并对其他模块产生影响。

5.2 不同时期行业网络风险传播机制

为清楚展示不同时期行业间溢出关系以及相对作用,本文计算了每个模块的密度矩阵和图像矩

表 3 2015 年股灾期间各模块的关联性和模块角色

模块	连边关系				节点个数	内部期望连边比率(%)	实际内部连边比率(%)	从外部接收边数	向外发送边数	模块角色
	M1	M2	M3	M4						
M1	5	6	9	1	3	8.7	23.81	26	16	向内溢出
M2	8	19	25	4	6	21.74	33.93	41	37	双向溢出
M3	14	27	45	5	11	43.48	49.45	47	46	双向溢出
M4	4	8	13	8	4	13.04	24.24	10	25	向外溢出

注:模块内部接收(发送)连接数为模块矩阵中主对角线上关系数之和;模块外接收(发送)为模块中出去自身外其他所有列(行)的关系数之和;内部期望比率 = $(n_g - 1)/(n - 1)$;实际内部比率 = m_1/m_2 , n_g 模块内部成员数目, n 网络节点数目, m_1 模块内部接收关系数, m_2 模块发出总关系数。

阵,如附表4所示。5个时期行业网络密度分别为0.24、0.20、0.36、0.37、0.08。选取网络密度作为临界值,如果模块密度大于对应时期网络密度,则将密度矩阵在图像矩阵的对应位置赋值1;反之则为0。由于不同时期金融市场异常波动的原因、对象不一样,模块成员出现变化,因此,不同时期风险传播模式会不一样。如果将风险传播路径分为简单的“产生—传染”和复杂的“产生—传染—再传染”两种模式,那么,从附图2中可以看出,2010年欧洲债务危机、2015年股灾和2018年中美贸易摩擦期间行业网络模块风险传播路径更复杂,存在两种传播模式并存的情况;而在2013年“钱荒”及2020年新冠疫情期间,行业网络风险传播则简单许多,仅存在“产生—传染”模式。由于篇幅限制,仅以2015年股灾和2018年中美贸易摩擦为例,进行详细说明,详情如图7所示。

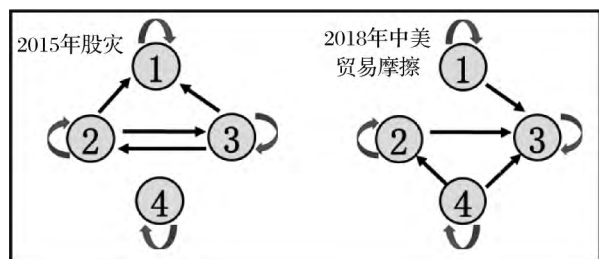


图7 不同时期各模块传播路径

2015年股灾期间,由于市场情绪低迷,行业上市公司受市场信息影响,容易发生金融传染。其中,以制药、生物科技与生命为核心的模块2和以公用事业为中心的模块3之间,发生了严重的金融风险传染,且这种传染是双向的。双向传染模式使得不同行业上市公司间的联动性增强,导致金融风险在不同模块及模块成员间传播路径更加复杂,传递关系的隐蔽性和速度大大提高。同时,发现模块2与模块3向以资本货物指数和汽车与汽车零部件为核心的模块1输送风险,模块1成员是股灾期间风险主要接收者。再者,模块1、模块2以及模块3之间的三角传染关系,导致我国行业网络在2015年股灾期间,存在“产生—传染—再传染”的模式,加剧金融风险在传播途中的自我复制和升级。而模块4的成员主要集中在能源、消费和电信服务等民生行业,在我国政府强有力的控制下,股灾期间较少受到资本市场影响,仅仅出现模块成员之间的局部风险传染。

2018年中美贸易摩擦期间,我国行业网络也存在“产生—传染”和“产生—传染—再传染”两种风险传染模式。结合实际情况,美国对中国加征关税主要集中在高端制造业的机械设备、电子设备、运

输设备、医药以及化工品、纺织品和机电音响等行业。由于相关行业加征关税,使得以汽车与汽车零部件为核心的模块4以及以运输和医疗保健设备与服务为核心的模块1向模块3产生了风险溢出(主要集中在能源、家庭与个人用品等民生行业);行业不景气,导致模块4成员相关公司资金流动性出现问题,因此又对以银行为核心的模块2产生了影响,进而又影响到模块3。这里,模块1→模块3、模块4→模块3都属于简单的“产生—传染”模式,而模块4→模块2→模块3则是相对复杂的“产生—传染—再传染”模式。

5.3 网络结构对行业风险的效应分析

网络结构与内部成员的属性数据具有一定的相互依赖关系^[23]。对于行业网络来说,如果增加或减少行业间的关联关系,会对网络的聚集程度、稳定性以及中心性产生不可预测的影响,势必在一定程度上改变行业网络抵御风险的能力。因此,在刻画行业网络结构特征的基础上,进一步分析行业有向网络结构对行业风险“属性数据”的影响。以前文测度的行业风险为被解释变量,行业有向网络的聚类系数、全局效率和介数中心性作为解释变量,进行OLS回归(解释变量、被解释变量均取自然对数),探究行业有向网络结构特征对行业风险的影响。同时,控制当期制造业PMI、非制造业PMI商务活动、国房景气指数在不同时期的差异。

表4给出了行业风险与行业有向网络结构的OLS回归结果,其中聚类系数、全局效率以及介数中心性通过1%的显著水平检验,拟合效果较好。回归系数分别为0.122、0.227、-0.189,这一估计结果表明,行业有向网络结构对行业风险存在显著的影响,行业有向网络聚类系数和全局效率的降低以及介数中心性的提升,均能显著降低行业风险。网络聚类系数降低,意味着整个网络节点聚集程度发生变化,网络结构变得更为松散。此时,行业间的联系不再密切,行业间的协同运动将受到限制,有助于降低金融风险在网络间的传递。因此,从降低网络聚类系数的角度,应该继续发挥政府宏观调控作用,规范市场行为,从国家产业整体发展出发,优化产业布局,统筹兼顾,协调各产业间的矛盾,合理布局 and 规划。同时,做到因地制宜,结合地方特色,扬长避短,降低行业网络结构的紧密性。网络全局效率的下降,意味着网络结构更为稳定,破除了某些行业在布局中的“比较优势”。缩小各行业在资金投入、技术研究、收益等方面的差距,实现高质量的配置,减少配置扭曲,使得行业网络更为稳定,进而降低金融风险。因此,从降低全局效率的角度,应该坚持以供给侧改革为引领,加快我国经

济转型升级,进一步发挥市场在资源配置中的决定性作用,最大限度激发各类市场主体创业、创新活力,从要素驱动转向创新驱动,从而使得经济更有效率、更加公平,提高行业网络的稳定性。介数中心性的提升,意味着行业越接近网络中心,与其他行业的关联就更为密切,致使其风险分散能力更强。在金融风险传递中,更多表现为对其他行业的风险溢出,因此,通过风险扩散,在一定程度上降低了行业自身风险。对于那些远离网络中心的行业,在金融风险传递中更多接受风险传递,金融风险更高。故从提高介数中心性的角度,对于那些介数中心性较小的行业,可以通过政策扶持、优先重点发展等措施,提高其在行业网络中的地位,增强与其他行业的关联,有效降低该行业的金融风险。

表4 行业风险与行业有向网络结构的OLS回归结果

	行业风险		
	模型(1)	模型(2)	模型(3)
聚类系数	0.121*** (0.001)		
全局效率		0.227*** (0.000)	
介数中心性			-0.189*** (0.000)
制造业PMI	-2.304 (0.113)	-2.275 (0.113)	-1.217 (0.405)
非制造业PMI	0.49 (0.568)	0.468 (0.581)	-0.445 (0.61)
国房景气指数	-3.508*** (0.000)	-3.912*** (0.000)	-2.903*** (0.000)
常数项	19.463*** (0.000)	21.152*** (0.000)	15.659*** (0.000)
F	14.36	15.46	16.06
N	129	129	129
adj.R ²	0.2945	0.2446	0.243

注: * $p < 0.1$, ** $p < 0.05$, *** $p < 0.01$ 。

6 结语

本文通过皮尔逊相关系数和格兰杰因果检验,分别构建了行业无向和有向网络,采用Exposure- Δ CoVaR对行业风险进行测度,并借助格兰杰因果检验、分位数回归,分析了行业网络结构与风险的关系;随后,基于格兰杰因果网络构建方式,探究了在市场异常波动背景下行业网络的结构特征以及风险传播路径;最后,通过OLS回归分析网络结构特征对行业风险的影响。具体结论如下:

(1)近些年经济发展过程中,金融行业有成为网络中心的趋势,但对高新技术领域的投入不够,致使与高技术相关的行业处于网络边缘位置。

(2)行业风险与行业网络结构特征存在一定的关联性,采用格兰杰因果检验构建的行业有向网络,更能反映市场异常波动下的风险变动。

(3)金融市场风险冲击会对行业网络结构产生影响。不同极端事件冲击下,行业网络的风险传播路径不同。

(4)行业网络结构对行业风险存在显著影响,行业网络聚类系数和全局效率的降低以及介数中心性的提升,均能降低行业风险。

本文结论具有如下四个方面的重要政策含义。首先,要充分认识到行业间的相互关系以及网络结构特征,统筹兼顾,促进我国产业稳健发展。行业间复杂的相关性,使得我国防范系统性金融风险变得更加困难。迄今为止,我国并没有真正发生系统性金融风险,但潜在的金融风险却不容忽视,比如经济发展中存在的高杠杆问题、虚拟经济体量过大,而实体经济却持续低迷,以及地方债务区域性风险等,这些问题都表明我国行业市场正面临着巨大风险敞口。因此,根据本文实证结果,我国金融监管部门以及各级政府应持续关注上市公司行业的动态变化,通过掌握上市公司行业网络的动态结构,建立金融风险在行业间传染的预警机制,及时调整,降低行业风险敞口。

其次,要通盘考虑行业网络的模块结构特征,通过定向补贴、重点监管等差异化的政策,积极发挥行业网络模块特征对降低行业风险的促进作用。对于“向外溢出”模块和“经纪人”板块,这些行业更多是源的特征,一旦出现风险,将快速蔓延至整个行业网络。因此对这部分行业应该采取更为严格的监控和管理,通过供给、需求、贸易、投资等措施,优化相关行业布局,降低其对其他行业的风险溢出能力。对于“双向溢出”模块和“向内溢出”模块,相关行业上市公司应该注重内涵式发展,提高资本质量和人力资本质量,将企业发展动力从要素驱动转向创新驱动,从而形成更高的生产效率、更合理的资源配置、更优化的产业结构,最终提高对金融风险冲击的抵御能力,实现高质量发展。

第三,要深刻把握金融风险冲击会影响行业网络结构这一特征,认识不同极端事件背景下,我国行业风险传播机制的不一致。通过建立健全上市公司行业监管体系,及时了解在不同风险冲击下行业的角色和作用,加强行业监管。同时,在制定宏观政策时,考虑当下行业结构,并借助合理的货币与财政政策,优化行业间的资源配置,控制行业间的集聚性。

最后,要充分发挥行业网络结构变化降低行业风险的积极作用。一是积极发挥政府宏观调控作用,规范市场行为,协调各产业间的矛盾,合理布局

和规划,确保各行业资源的有效配置。二是加快我国经济转型升级,全面推动高质量发展。进一步发挥市场在资源配置中的决定性作用,最大限度激发各类市场主体创业、创新活力,使得经济更有效率、更加公平,提高行业网络的稳定性。三是减少行业间合作创新壁垒,可以通过搭建平台,积极完善反垄断法,采取政策扶持、优先发展等有力措施,使过去一些处于从属地位(单向连接)的行业向平等地位(双向连接)转变,不断缩小各行业在经济、技术、人才等方面的差距,提升行业的介数中心性,进而业风险。

参考文献:

- [1] 马永强,张志远. 资本市场开放与过度负债企业去杠杆:来自“沪深港通”的经验证据[J]. 世界经济研究,2021(10):55-68+135.
Ma Y Q, Zhang Z Y. Capital market liberalization and deleveraging of over-indebted enterprises: evidence from “shang hai /shen zhen-hong kong stock connect” [J]. World Economy Studies,2021(10):55-68+135.
- [2] Heiberger R H. Stock network stability in times of crisis ScienceDirect [J]. Physica A Statistical Mechanics & Its Applications, 2014, 393:376-381.
- [3] Tarasov V E. Fractional econophysics: market price dynamics with memory effects[J]. Physica A: Statistical Mechanics & Its Applications, 2020, 557:124865
- [4] 李政,涂晓枫,卜林. 金融机构系统性风险:重要性与脆弱性[J]. 财经研究,2019,45(2):100-112+152.
Li Z, Tu X F, Bu L. Systemic risks of financial institutions: importance and vulnerability[J]. Journal of Finance and Economics, 2019, 45(2):100-112+152.
- [5] 王博,齐炎龙. 宏观金融风险测度:方法、争论与前沿进展[J]. 经济学动态,2015(4):149-158.
Wang B, Qi Y L. Macro financial risk measurement: methods, debates, and advances[J]. Economic Perspectives, 2015(4):149-158.
- [6] Huang X, Zhou H, Zhu H B. A framework for assessing the systemic risk of major financial institutions[J]. Journal of Banking and Finance, 2009, 33(11):2036-2049.
- [7] Acharya V V, Pedersen L H, Philippon T, et al. Measuring systemic risk[J]. The Review of Financial Studies, 2017, 30(1):2-47.
- [8] Brownlees C, Engle R F. SRISK: a conditional capital shortfall measure of systemic risk [J]. The Review of Financial Studies, 2017, 30(1): 48-79.
- [9] Adrian T, Brunnermeier M K. CoVaR [J]. American Economic Review, 2016, 106(7):1705-1741.
- [10] Feng S, Huang S, Qi Y, et al. Network features of sector indexes spillover effects in china: a multi-scale view [J]. Physica A: Statistical Mechanics & Its Applications, 2018, 496: 461-473
- [11] Wu F, Zhang D, Zhang Z. Connectedness and risk spillovers in China’s stock market: a sectoral analysis [J]. Economic Systems, 2019, 43(3-4): 100718.
- [12] Li Y, Zhuang X, Wang J, et al. Analysis of the impact of Sino-US trade friction on China’s stock market based on complex networks [J]. The North American Journal of Economics and Finance, 2020, 52: 101185.
- [13] 刘超,钱存,罗春燕. 基于复杂网络的行业动态演化与证券市场风险相关性研究——来自2007—2019年28个行业数据的证据[J]. 管理评论,2021,33(3):29-40.
Liu C, Qian C, Luo C Y. Research on the correlation between industry dynamic evolution and securities market risk based on complex network [J]. Management Review, 2021, 33(3):29-40.
- [14] Morgan J P. Risk metrics: technical document [M]. Chichester: John Wiley & Son, 1994:1-13.
- [15] Mantegna R N. Hierarchical structure in financial markets[J]. The European Physical Journal B-Condensed Matter and Complex Systems, 1999, 11(1):193-197.
- [16] Tumminello M, Aste T, Matteo T D, et al. A tool for filtering information in complex systems [J]. Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America, 2005, 102(30):10421-10426.
- [17] Ge T, Cui Y, Lin W, et al. Characterizing time series: when granger causality triggers complex networks [J]. New Journal of Physics, 2012, 14:083028.
- [18] Seth A K. Granger causality[J]. Scholarpedia, 2007, 2(7):1667.
- [19] 刘海飞,柏巍,李冬昕,等. 沪港通交易制度能提升中国股票市场稳定性吗? —基于复杂网络的视角[J]. 管理科学学报,2018,21(1):97-110.
Liu H F, Bo W, Li D X, et al. Does Shanghai-Hong Kong stock connect trading mechanism improve the stability of chinesestockmarket? a complex network perspective[J]. Journal of Management Sciences in China, 2018, 21(1), 97-110.
- [20] White H C, Boorman S A, Breiger R L. Social structure from multiple networks. I. blockmodels of roles and positions[J]. American Journal of Sociology, 1976, 81(4):730-780.
- [21] Zhang W, Zhuang X, Wu D. Spatial connectedness of volatility spillovers in G20 stock markets: based on block models analysis [J]. Finance Research Letters, 2020, 34:101274.
- [22] Kritzman M, Li Y. Skulls, financial turbulence, and risk management[J]. Financial Analysts Journal, 2010, 66(5):30-41.
- [23] 沈丽,刘媛,李文君. 中国地方金融风险空间关联网络及区域传染效应:2009—2016[J]. 管理评论,2019,31(8):35-48.
Shen L, Liu Y, Li W J. China’s regional financial risk spatial correlation network and regional contagion effect: 2009-2016 [J]. Managementreview, 2019, 31(8): 35-48.

Research on the Correlation Between Industry Risk and Industry Network Structure in China

Sheng Jiliang¹, Huang Yi^{1,2}, Li Juchao¹

(1. School of Statistics and Data Science, Jiangxi University of Finance and Economics, Nanchang 330013, China;

2. College of Mathematics and Statistics, Jishou University, Jishou 416000, China)

Abstract: In recent years, financial markets have become extremely volatile, especially the global financial crisis in 2008 and the continued global plunge in global stock markets caused by the COVID-19 in 2020. This has drawn lots of attention from academia trying to measure systemic risks and grasp the system risk spread across sectors or markets. The complex relationship between financial markets and their internal elements is the carrier of systemic risk transmission, and their connectedness patterns or structures play an important role in the formation and infection process of systemic risks. For the interconnectedness within a market, once one sector encounters a risk shock, the risk will affect other sectors through strong linkages and contagion mechanisms, and even spread to the entire financial markets. China is currently in a critical period of supply-side reform and economic transformation. As international financial markets become increasingly connected, domestic financial market reforms are gradually deepening and financial innovations are changing rapidly. As the second largest market in the world, Chinese financial system is increasingly attracting attention from countries around the world following a series of liberalisation policies. Also note the unevenness of the development of China's financial sector and the differences in its contribution. In this context, investigation into the connectedness among financial markets and the systemic risk spillovers contagion mechanism across sectors or markets become important and necessary. Pearson correlation coefficients and Granger causality tests are used to construct undirected and directed industry networks, CoVaR models are used to calculate industry risk, and quantile regressions are combined with to explore the interrelationship between industry risk and network structure. With the help of module analysis, the clustering of industry networks under different extreme events and the transmission paths of risks between modules are analysed in depth, while the effect of network structure on industry exposures is examined. The results show that: Both industry networks show a tendency for finance to become the centre of the network, and the directed network constructed by Granger causality test can better explain industry risk. Financial market shocks can have an impact on the structure of industry networks, with different mechanisms for the spread of industry networks under different extreme events. There is also a significant impact of network structure on industry risk, with reductions in industry network clustering coefficients and global efficiency and increases in meso-centrality reducing industry exposure. The findings of this paper have a certain value of participation in financial risk prevention and industrial structure enhancement.

Key words: complex network; network structure; riskexposure; Pearson correlation coefficients; Granger causality test