

基于 TVP-VAR 时变复杂网络的系统风险级联及传染机制研究

赵 宁¹, 任中兴², 汪振双³

(1. 东北财经大学 金融学院, 大连 116025; 2. 对外经济贸易大学 中国金融学院, 北京 100029; 3. 东北财经大学 投资工程与管理学院, 大连 116025)

摘 要 基于网络结构动态演化的视角, 本文通过时变参数向量自回归 (TVP-VAR) 模型构建复杂网络. 以 DCC-GARCH-network CoVaR 测度系统性风险传染, 探究行业间网络级联对风险传染的影响机制. 针对 2014-2024 年 A 股市场 Wind 一级行业指数为样本分析发现: 中国行业间级联呈现时变特征, 样本存在四次风险传染激增区间. 行业间网络级联正向促进系统性风险的传染, 且以直接传染为主导. 网络中多节点呈现一致性风险输出, 风险传染在短期内激增. 周期性行业、金融行业等受资金基本面影响更大的行业分组显著提升网络级联水平, 放大风险传染, 且影响具有不对称性. 建议监管部门将连续时间下的关联性指标纳入宏观监管框架, 针对性的提前设置节点政策截断预案, 注重风险早期预警机制设计.

关键词 连续时间级联; 复杂网络; 风险传染; TVP-VAR; network CoVaR

A study on system risk cascade and contagion mechanism based on TVP-VAR time-varying complex network

Zhao ning¹, Ren zhongxing², Wang zhenshuang³

(1. School of Finance, Dongbei University of Finance and Economics, Dalian 116025, China;
2. China School of Banking and Finance, University of International Business and Economics, Beijing 100029, China;
3. School of Investment and Construction Management, Dongbei University of Finance and Economics, School of Finance, Dalian 116025, China)

Abstract Based on the perspective of dynamic evolution of network structure, we investigate the mechanisms of network cascade on risk contagion in China's A-share markets. In this paper, we use Wind first-class industry index to construct a time-varying complex network based on Time-varying Parameter Vector Autoregressive (TVP-VAR) approach. We use DCC-GARCH-network CoVaR to measure the systemic risk contagion and find that there is a significant time-varying characteristics among China's inter-industry cascades, with four distinct risk contagion surge intervals in the sample period. We confirm that the inter-industry network cascades positively promote the contagion of systemic risk, and the procedure of risk contagion is dominated by direct contagion. Multiple nodes in the network present a coherent risk output, and risk contagion surges in the short term. We also find that Subgroups in cyclical and financial

收稿日期: XXXX-XX-XX

作者简介: 赵宁 (1981-), 女, 汉族, 辽宁沈阳人, 副教授, 博士, 研究方向: 风险管理, E-mail: ning.zhao@msn.com; 任中兴 (2002-), 男, 汉族, 四川射洪人, 硕士研究生, 研究方向: 金融风险管理, E-mail: renzhongxing2002@163.com; 汪振双 (1982-), 男, 满族, 辽宁岫岩人, 副教授, 博士, 研究方向: 复杂网络, E-mail: zswang@dufe.edu.cn.

基金项目: 国家自然科学基金 (72001035); 辽宁省教育厅基本科研项目面上项目 (JYTMS20230670)

Foundation item: National Natural Science Foundation of China (72001035); Basic scientific research project general project of Liaoning Provincial Department of Education (JYTMS20230670)

中文引用格式: 赵宁, 任中兴, 汪振双. 基于 TVP-VAR 时变复杂网络的系统风险级联及传染机制研究 [J]. 系统工程理论与实践, xxxx, 0(0): 1-19.

英文引用格式: Zhao N, Ren Z X, Wang Z S. A study on system risk cascade and contagion mechanism based on TVP-VAR time-varying complex network[J]. Systems Engineering — Theory & Practice, xxxx, 0(0): 1-19.

sectors, which are more influenced by capital fundamentals, have significantly increased the level of network cascades, amplifying risk contagion, and the impact is asymmetric. Our findings suggest regulators to take correlation indicators under continuous time into the macro real-time regulatory framework, in order to avoid the coherent risk output and the surge risk contagion in the network. Set up the preventive policies for specific nodes in advance, and focusing on the design of early risk warning mechanisms.

Keywords continuous cascades; complex network; risk contagion; TVP-VAR; network CoVaR

1 引言

风险传染是某一主体爆发危机后,金融系统中接连发生的、类似的负面状况持续冲击经济的现象,亦是系统性风险爆发的关键。近年来市场一体化的发展和创新业务模式的不断涌现,风险传染的潜在渠道已经由单一维度的供应链关联、债权债务关系转变为融合了跨行业投融资、资产价格、投资者行为等多维度交互复杂网络。随着金融化程度的加深,跨行业资金流动、金融工具的参与使得行业间复杂网络呈现越来越多的跨期依赖特征,行业间风险传染已经由过去的“单一、局部、小规模、阶段变化”向着“复杂、全局化、大规模、实时跳变”的趋势转变。业务模式的变革及对金融市场更大幅度的依赖使得行业间的风险传染与实时网络结构愈加紧密相关。2023年11月的中央经济工作会议明确提出“对风险早识别、早预警、早暴露、早处置,健全具有硬约束的金融风险早期纠正机制”,同时强调“防范风险跨区域、跨市场、跨境传递共振”。行业间网络是复杂而脆弱的,冲击事件将导致网络呈现一种动态强关联的级联状态,级联的强度及辐射范围直接影响风险传染^[1]。风险传染同时受到网络动态级联和网络节点特征两方面因素制约,表现出截然不同的风险传染状态^[2]。风险传染的测度和控制不仅需要捕捉网络节点特征,还需要探究动态级联对风险传染的作用差异,即两方面因素制约下网络内部风险传染呈现蔓延式扩散抑或是短期激增,风险传染的作用模式呈现直接传染主导或间接传染主导^[3]。为了更好的满足市场结构和行业间关联性的时变测度需求^[4,5],我们需要通过构建实时节点交互网络,探究连续时间网络级联和拓扑结构对风险传染的影响机制,为监管机构提供更精确的风险作用特征和风险传播模式信息,制定行之有效的宏观审慎政策,为冲击期间设计及时且更具针对性的干预截断策略。

鉴于此,本文以A股市场Wind一级行业指数为研究对象,通过TVP-VAR模型构建行业间连续时间复杂网络,以刻画行业间资产动态关联关系。我们依据网络关联关系及网络节点拓扑结构特征,进一步分析了我国行业间风险传染过程和系统性风险的扩散机理。本文的贡献主要体现在以下几个方面:首先,本文通过复杂网络刻画中国行业间交互作用及风险传染。相比较于成对行业与行业、行业与市场间的单边风险传染研究和财务数据网络,本文使用市场指数日度交易数据设计了行业间风险传染的复杂网络模型,不仅建立了行业间网状联系,而且能够克服低频数据制约,刻画风险传染幅度及方向;第二,本文所使用TVP-VAR模型能够获得连续时间关联网络以捕捉网络结构实时跳变。相比基于滚动窗口的时变估计方法,TVP算法能够克服窗宽选择的主观性,避免了窗口选择对特殊时点估计带来的结构影响,且能够处理数据离群值及数据丢失问题,其估计结果被认为更加稳健并具有持续性^[6,7]。第三,也是最主要的,我们通过时变网络级联程度和节点的拓扑特征探究了风险传染机制。与众多网络研究中对于重要节点的识别不同,我们不仅探究了连续时间级联状态对风险传染的作用形式,并进一步分析了中国行业间拓扑结构在这种作用过程中的调节机制,通过异质性分析挖掘了中国行业间网络的主要节点作用机理及非对称性。我们的结论不仅关注了级联状态的连续时间变化,也通过机制分析进一步探究了级联对风险传染的影响,以及网络节点的作用机制,在监管机构风险防控系统设计中具有重要的研究意义。

2 文献综述

系统性风险的传染被定义为由于遭受外生性冲击所引发的风险在整个金融体系内部的扩散与放大现象^[5]。对于风险传染的度量目前学界已从多个维度展开相应研究:条件风险价值(CoVaR)^[8]是受到业界广泛认可的一类方法,该方法通过条件概率测度资产在市场或另一项资产处于极端风险条件下的风险承担水平,能够测度风险关联性。转换条件量设置后的CoVaR可以获得极端时期和平稳时期的损

失差异以度量风险传染^[9]。然而,条件函数的设定将个体与市场间局限为单向风险传染,无法涉及部门间联系以及部门和市场之间的交互与反馈^[10]。

为了克服该局限,研究者开始采用网络技术分析研究对象之间的关联性、溢出性和因果关系,通过不同来源数据构建网络节点连边生成风险传染矩阵^[11,12]。目前研究中网络分两类,一类是财务业务网络,通过公司间交易和财务特征构建风险网络,多以模拟手段刻画研究对象间往来以完成风险测度。如 Paltalidis 等^[13]通过模拟银行间债务互持关系,识别更容易受到危机影响而倒闭的系统重要性银行; Tanna 等^[14]利用财务数据所建立的“核心-边缘”网络分析了风险传染中核心和外围银行的特征。陈暮紫等^[15]利用中国银行财务数据构建基于贷款损失率和资产折价率网络探究由风险传染引致的银行破产模拟结果,证实了核心-边缘结论的同时,指出规模和集中度对风险传染的正向推动作用。但不可否认,公司无法完全即时的披露实际财务往来业务信息,导致这类网络具有滞后和低频的局限性,严重限制了风险控制对及时性的需求^[16]。另一类是市场信息网络,通过实时市场交易价格刻画关联网络。与第一类网络相比,市场信息网络可以满足即时性和高频性研究需求,克服了财务数据的滞后性,捕捉风险传染市场状态^[17-19]。受到广泛认可的如格兰杰因果网络^[20]、CoVaR 节点网络^[21]、波动率网络等方法。马亚明和胡春阳^[22]通过市场数据构建“金融-实体”极端风险网络识别了实体行业与金融业间风险溢出方。Chen 和 Sun^[23]采用格兰杰因果网络分析了中美股票、债券和外汇市场之间的互联性,识别了美国股市的核心网络地位,以及中国股票和债券市场的网络敏感性。Shao 等^[24]通过大宗商品市场与其他行业关联构建 CoVaR 节点网络,识别了风险溢出的输出和接收方节点。李靖宇等^[25]通过波动率网络深入探究了多维财务因素对网络风险溢出和溢入的作用差异。

随着行业间业务交叉和金融化的增强,网络结构的实时变化越来越大比重的影响风险的传染模式。传统静态复杂网络无法满足市场冲击所带来的网络结构实时变化,滚窗法是构建动态网络被广泛使用的方法,该方法将多个静态网络进行滚窗式连接,展示不同区间段网络估计结果。Wang 等^[26]借助滚窗法识别了不同冲击时期内网络的风险贡献者和接受者; Wang 等^[18]通过 TENETs 网络的滚窗分析,识别了多个尾部事件中具有宏观和微观驱动作用的中国金融机构;他认为多层静态的风险溢出网络可以衡量危机期间机构间的连通性,实现不同时期的风险重叠性^[27]。何枫等^[5]采用滚窗法展示了 VAR 模型和方差分解的估计结果,以此构建了中国金融市场产品指数收益率的风险溢出网络。Wen 等^[28]借助 GARCH-Copula-CoVaR 的滚窗估计识别了风险冲击和一般时期保险和金融科技机构的高溢出特征。近年来基于对连续时间刻画精度和前瞻性估计的要求, TVP-VAR 开始被用于构建动态复杂网络。宫晓莉和熊熊^[29]通过 TVP-VAR 模型构建了特质波动率网络,以识别波动溢出的特殊作用节点。陈少凌等^[30]使用 TVP-VAR 模型在包含更多节点的网络中实现了连续时间下的特殊风险节点识别。

在网络特殊节点识别的基础之上,进一步研究节点之间的交互作用有助于更好的理解网络内部的拓扑结构变化和风险传染机制^[17]。Haldane^[11]指出网络结构可能导致风险传染的放大作用和分散化吸收风险两种效果。杨子晖等^[4]发现全球金融网络结构中存在明显的风险放大作用,冲击事件增加网络密度的,中国与境外市场节点的度中心性呈现出共同运动。Wu 等^[31]的研究发现,全球股票市场在冲击时期表现出共同运动,依据有标度网络中的节点入度和出度识别了风险跨市场传播路径。杨科等^[32]通过银行网络中节点度中心性和网络密度的研究,发现节点在网络中相对位置越核心,网络中的风险传播效率和风险总规模越高。

上述研究奠定了复杂网络在风险传染领域的研究基础,但仍有两方面内容值得深入讨论:第一,现有连续动态网络的研究尚局限在特殊节点的识别,随着市场跨行业合作的发展和金融化程度的加深,网络结构对风险传染的动态化影响机制尚缺少进一步论证;第二,现有风险传染机制分析依然采用静态网络,并过多的聚焦金融机构部门之间,各行业间的跨期依赖关系使得网络呈现出更显著的动态性质,而各行业金融化的加深也使得风险传染不止局限在金融机构内部,需要动态捕捉行业间传染的运行机制,才能更精准控制冲击时期风险扩散。

鉴于此,本文从定量分析的角度,运用 TVP-VAR 模型构建我国行业间连续时间关联网络,以动态级联及节点拓扑结构指标为切入点,探究了网络结构对风险传染的动态化影响机理。我们所构建连续时

间网络聚焦 11 个大类行业, 所采用市场数据不仅包含了金融各部门机构, 也囊括了国民经济运行的其他重要行业实时市场信息, 用以探究跨行业风险传染的网络结构成因, 讨论了网络结构、网络级联对风险传染的异质性影响, 为风险监控策略的实时化提供了新的依据.

3 模型、方法与数据说明

3.1 时变关联网络

为了获得全动态的网络结构, 本文借鉴 Geraci 和 Gnabo^[2] 的研究思路, 采用 TVP-VAR 模型构建衡量中国股市行业指数对数收益率之间关联性的复杂网络. 行业指数的描述性统计和平稳性检验如附录所示. 同时参考 Nakajima^[2], 我们采用基于贝叶斯法则生成后验分布的 MCMC 方法估计 TVP-VAR 模型的时变参数, 利用估计得到的时变系数矩阵作为代表动态网络有向边的邻接矩阵, 获得动态网络并计算对应的网络特征. 向量自回归模型 (1) 中 y_t 为 k 维向量, A, F 为 $k \times k$ 阶的系数矩阵, $\epsilon_t \sim N(0, \Omega)$:

$$Ay_t = F_1 y_{t-1} + \cdots + F_s y_{t-s} + \epsilon_t, t = s+1, \cdots, n \quad (1)$$

同期变量之间协方差矩阵 Ω 进行 Cholesky 分解可得:

$$\Omega = A^{-1} H (A^{-1})' \quad (2)$$

公式 (3) 中 A 表示下三角阵测度同期变量间结构冲击关系, H 为随机波动率对角矩阵.

$$A = \begin{pmatrix} 1 & 0 & \cdots & 0 \\ a_{21} & \ddots & \ddots & \vdots \\ \vdots & \ddots & \ddots & 0 \\ a_{k1} & \cdots & a_{k,k-1} & 1 \end{pmatrix} H = \begin{pmatrix} h_1 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & \ddots & \ddots & \vdots \\ \vdots & \ddots & \ddots & 0 \\ 0 & \cdots & 0 & h_k \end{pmatrix} \quad (3)$$

因此式 (1) 可变化为:

$$y_t = B_1 y_{t-1} + \cdots + B_s y_{t-s} + A^{-1} H \epsilon_t, \epsilon_t \sim N(0, I_k) \quad (4)$$

B 为待估系数矩阵, 对于任意滞后阶数 $s = 1, \cdots, S$, $B_s = A^{-1} F_s$. h_k 是结构冲击的标准差. 将矩阵 B_s 中的元素堆叠成行得到 $k^2 s \times 1$ 维矩阵 β , 定义 $X = I_k \otimes (y'_{t-1}, \cdots, y'_{t-s})$, 对应确定时刻 t 表示为:

$$y_t = X\beta + A^{-1} H \epsilon_t \quad (5)$$

为了捕捉市场时变状态对变量间关系的影响. 将式 (5) 参数引入时变状态, 以变量 t 表示如 (6) 所示:

$$y_t = X_t \beta_t + A_t^{-1} H_t \epsilon_t \quad (6)$$

其中系数矩阵 β_t , 参数 A_t 以及扰动项随机波动率矩阵 H_t 均为时变变量. 定义 α_t 为下三角矩阵中 A_t 的堆叠向量. 对于 $k = 1, \cdots, K$ 和 $t = s+1, \cdots, n$: 对数方差 $h_k = \log \sigma_k^2$ 组成向量 $h_t = (h_{1t}, \cdots, h_{kt})'$. 为了捕捉随机波动率中系统状态突然变化的结构性冲击, 我们假设参数变化服从一个非平稳的随机游走过程:

$$\begin{aligned} \beta_{t+1} &= \beta_t + \mu_{\beta t}, \\ \alpha_{t+1} &= \alpha_t + \mu_{\alpha t}, \\ h_{t+1} &= h_t + \mu_{h t}, \end{aligned} \quad \begin{pmatrix} \epsilon_t \\ \mu_{\beta t} \\ \mu_{\alpha t} \\ \mu_{h t} \end{pmatrix} \sim N \left(0, \begin{pmatrix} I_n & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & \Sigma_{\beta} & \ddots & \vdots \\ \vdots & \ddots & \Sigma_{\alpha} & 0 \\ 0 & \cdots & 0 & \Sigma_h \end{pmatrix} \right) \quad (7)$$

I_k 表示 k 维的单位矩阵, $\Sigma_\alpha, \Sigma_\beta, \Sigma_h$ 分别对角矩阵表示对应分布方差, 且假设一个新信息对时变参数的冲击在待估参数 β_t, α_t, h_t 之间不相关. 待估参数服从分布: $\beta_{s+1} \sim N(\mu_{\beta 0}, \Sigma_{\beta 0})$, $\alpha_{s+1} \sim N(\mu_{\alpha 0}, \Sigma_{\alpha 0})$, $h_{s+1} \sim N(\mu_{h 0}, \Sigma_{h 0})$. 初始先验分布均值和方差为: $\mu_{\beta 0}, \Sigma_{\beta 0}; \mu_{\alpha 0}, \Sigma_{\alpha 0}; \mu_{h 0}, \Sigma_{h 0}$.

针对模型所形成的非线性的状态空间, 传统的极大似然估计需要多次重复滤波来对状态空间方程中的众多参数进行同时估计, 而导致过度参数化影响估计结果的准确性^[7]. 对此本文使用基于贝叶斯统计推断的 MCMC 方法进行 TVP-VAR 模型的时变参数估计. 在给定待估参数初始先验分布的条件下将模型中的时变参数视为潜在变量, 从包含潜在变量的高维参数中生成样本, 形成一组特定的状态空间作为当前时刻的新信息, 依据该信息对先验分布进行参数更新得到 t 时刻后验分布.

定义 $y = (y_t)_{t=1}^n$, $\omega = (\Sigma_\beta, \Sigma_\alpha, \Sigma_h)$. 对于 ω 设定先验概率密度 $\pi(\omega)$. 在给定时间周期 t 的情况下, 依靠 MCMC 生成后验概率密度分布 $\pi(\beta, \alpha, h, \omega|y)$: 初始化先验参数 β, α, h, ω , 并依次生成 $\beta|\alpha, h, \Sigma_\beta, y$; $\Sigma_\beta|\beta$; $\alpha|\beta, h, \Sigma_\alpha, y$; $\Sigma_\alpha|\alpha$; $h|\beta, h, \Sigma_h, y$; $\Sigma_h|h$ 迭代循环. 其中 $\beta|\alpha, h, \Sigma_\beta, y$ 和 $\alpha|\beta, h, \Sigma_\alpha, y$ 使用模拟平滑的方式进行估计生成, $h|\beta, h, \Sigma_h, y$ 表示随机波动, $\Sigma_\beta|\beta$; $\Sigma_\alpha|\alpha$; $\Sigma_h|h$; 由共轭先验下的 Gamma 分布中生成. 时变估计系数 β_t (见式6) 反映了行业 i 对行业 j 共同运动作用的方向和解释力度, 矩阵元素 $\beta_{ij,t}$ 为正代表风险共振、为负则代表风险分散. 其绝对值越大, 说明行业 i 的变化对行业 j 变化的影响程度越大, 共同运动程度越高. 因此, 我们以单个行业对其他行业的估计系数平均值作为度量该行业在整个金融网络共同运动驱动程度的代理变量.

为了进一步探究金融复杂网络内风险传染的形成机制, 本文借鉴 [28, 33, 37-39] 的研究方法, 动态估计行业间网络拓扑结构. 每个时间横截面上, 我们计算了对应网络中各节点的邻接中心性、向量中心性、连入中心度、连出中心度作为动态复杂网络的特征指标, 并以此作为调节变量, 探究网络结构在网络风险传染中是否具有放大或吸收效. 对计算方法如表1所示:

表 1 网络结构特征指标

变量名称	变量符号	计算公式	公式说明
邻接中心性	CC	$CC_j = \frac{N-1}{\sum_{j \neq i} d_{ji}}$	节点 j 的邻接中心性表示为网络中其他节点总数 N 除以 j 到其他所有节点的最短距离之和. d_{ji} 表示节点 j 到节点 i 的最短距离.
向量中心性	EC	$EC_j = \frac{1}{v} \sum_{k=1}^N a_{ij} EC_k$	其中 v 是网络邻接矩阵的最大特征值; a_{ij} 是一个指标函数, 如果有一条有向边由 j 指向 k , 则结果为 1, 反之为 0.
连入中心度	IDC	$IDC_{i,t} = \frac{1}{(N_t-1)} \sum_{j \neq i} (j \rightarrow_t i)$	IDC 表示节点 i 受到来自其他节点的有向边数量之和与其在网络中的最大可能连边数之比.
连出中心度	ODC	$ODC_{i,t} = \frac{1}{(N_t-1)} \sum_{j \neq i} (i \rightarrow_t j)$	ODC 表示节点 i 指向自其他节点的有向边数量之和与其在网络中的最大可能连边数之比.

3.2 金融网络风险传染的度量

本文采用 DCC-GARCH-network CoVaR (Adrian and Brunnermeier, 2016) (Jia et al., 2022, Chen et al., 2022) 衡量行业间系统性风险传染, 以捕捉金融资产间时变非线性依赖. 定义 Var_q^i 为显著性水平 q 下行业 i 资产的最大损失, X^i 代表的资产价格的收益率:

$$Prob(X^i \leq Var_q^i) = q \quad (8)$$

$$Prob(X^j \leq CoVaR_q^{j|i} | X^i = VaR_q^i) = q \quad (9)$$

$$\Delta CoVaR_q^{j|i} = CoVaR_q^{j|i} - VaR_q^j \quad (10)$$

$CoVaR_q^{j|i}$ 表示行业 i 损失条件下, 行业 j 在分位数水平 q 可能面临的重大损失, 表示行业 i 对 j 的风险溢出. 公式 (10) 中 $\Delta CoVaR_q^{j|i}$ 表示 i 对 j 的系统性风险贡献, 即 i 对 j 的系统性风险传染水平.

我们将 $\Delta CoVaR$ 在时间维度 t 上拓展以捕捉时变风险溢出, 同时采用 DCC-GARCH 模型以捕捉序列之间的非线性相关及波动性聚集. 定义 r_t 是资产价格收益率序列, a_t 表示白噪声序列.

$$r_t = \mu_t + \varepsilon_t \quad (11)$$

$$\varepsilon_t = \sigma_t a_t \quad (12)$$

$$r_t = \phi_0 + \phi_1 r_{t-1} + \varphi_1 \varepsilon_{t-1} \quad (13)$$

$$\sigma_t^2 = \beta_0 + \beta_1 r_{t-1}^2 + \beta_2 \sigma_{t-1}^2 \quad (14)$$

我们使用 ARMA-CARCH(1,1) 过程描述上式过程. 对条件标准差 σ 分解, 以计算序列 i 和 j 间时变相关系数:

$$\sigma_t = D_t R_t D_t \quad (15)$$

$$D_t = \text{diag}(\sqrt{h_t^i}, \sqrt{h_t^j}) \quad (16)$$

R_t 代表序列间的动态相关系数矩阵, D_t 表示由条件标准差 $\sqrt{h_t}$ 构成的动态标准差矩阵. 用波动率 σ 对收益率进行标准化: $\varepsilon_{i,t} = r_{i,t}/\sigma_{i,t}$, $\varepsilon_{j,t} = r_{j,t}/\sigma_{j,t}$. 进而进行动态相关性计算如下:

$$\text{Cor} \begin{pmatrix} \varepsilon_{i,t} \\ \varepsilon_{j,t} \end{pmatrix} = R_t = \begin{bmatrix} 1 & \rho_t \\ \rho_t & 1 \end{bmatrix} = \text{diag}(Q_{i,t})^{-\frac{1}{2}} Q_{i,t} \text{diag}(Q_{i,t})^{-\frac{1}{2}} \quad (17)$$

R_t 表示两序列之间的动态相关系数矩阵, $Q_{i,t}$ 时变协方差矩阵为:

$$Q_{i,t} = (1 - \alpha - \beta) S_i + \alpha \begin{bmatrix} \varepsilon_{i,t-1} \\ \varepsilon_{m,t-1} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \varepsilon_{i,t-1} \\ \varepsilon_{m,t-1} \end{bmatrix}' + \beta Q_{i,t-1} \quad (18)$$

通过估计结果 α 和 β , 进一步计算 DCC-GARCH-CoVaR 如下:

$$VaR_{q,t}^i = \hat{\mu}_t - D(q) \hat{h}_t^i \quad (19)$$

$$CoVaR_{q,t}^{j|i} = \gamma_t^{ij} VaR_{q,t}^i \quad (20)$$

$$\Delta CoVaR_q^j = \gamma_t^{ij} (VaR_{q,t}^i - VaR_{50,t}^i) \quad (21)$$

$$\gamma_t^{ij} = \rho_t^{ij} \frac{h_t^j}{h_t^i} \quad (22)$$

其中 $D(q)$ 是当置信水平为 $1 - q$ 时的行业 i 收益率的分布函数, $\hat{\mu}_t$ 和 \hat{h}_t^i 分别表示模型 (11–16) 估计的均值和条件标准差. ρ_t^{ij} 是公式 (17) 估计的动态相关系数.

对于行业 $i, j \in (1, 2, 3, \dots, n) (i \neq j)$, 在给定分位数水平上两两配对计算行业间的风险传染变量 $\Delta CoVaR_q^{j|i}$ 作为风险传染网络 CoVaR-Network 中的第 i 行 j 列个元素. 同样, 我们以单个行业对其他行业风险传染水平的平均值作为度量该行业在整个金融网络中风险传染的因变量.

$$Network_{ij,t} = \Delta CoVaR_{q,t}^{j|i} \quad (23)$$

本文选取行业规模 (Size)^[41]、行业盈利状况 (ROE)^[42]、行业平均杠杆率 (Leverage)^[43]、行业平均换手率 (Turnover) 以及行业平均流动性状况 (ILL)^[44] 作为控制变量. 其中行业规模和行业盈利状况分别以

行业内所有企业总市值加总的自然对数值和行业内企业市值加权的净利润与股东权益的比值表示。所有变量的具体解释见表2:

表 2 变量定义和说明

变量类型	变量名称	变量符号	变量定义
被解释变量	风险传染	$\Delta CoVaR$	金融网络内风险传染的度量指标, 该值越大代表风险传染的程度越大。
核心解释变量	行业级联	Con	金融网络级联状态的度量指标, 值为正代表行业指数的同向变化; 为负代表两行业指数收益走势程负相关关系。
调节变量	邻接中心性	CC	邻接中心性衡量网络中节点的风险转移到其他节点的速度, 用于度量风险的传导能力。其值越大, 风险传导能力越强。
	向量中心性	EC	特征向量中心性用来度量节点之间的传递影响和连通性, 与具有高得分的节点相连接比与具有低得分的节点相连接所得的贡献更大。在风险传导网络中, 该值越大, 风险传导能力越强。
	连入中心度	IDC	IDC 衡量的是节点所接受的直接风险溢出的平均强度。该值越大, 说明风险吸收作用越强。
	连出中心度	ODC	ODC 衡量的是节点对外的直接风险溢出强度。该值越大, 说明直接的风险传染作用越强。
控制变量	行业规模	$Lnmv$	行业内所有企业总市值加总的自然对数。
	行业盈利状况	ROE	行业内所有企业净利润与股东权益比值按市值加权平均。
	行业平均杠杆率	$Leverage$	行业内所有企业股东权益与总资产比值按市值加权平均。
	行业平均换手率	$Turnover$	行业指数交易换手率
	行业平均流动性状况	ILL	行业内所有企业股票收益绝对值与流通市值比值按市值加权平均。

3.3 网络关联对风险传染影响的机制模型

为了探究行业间动态关联演化状态对金融网络中风险传染机制的影响, 设计基准回归模型如下:

$$\Delta CoVaR_{i,t} = \alpha + \beta_0 Con_{it} + \sum_k^n \beta_k Control_{m,i,t} + \mu_i + \lambda_t + \varepsilon_{i,t} \quad (24)$$

其中, $Control$ 为控制变量, β_0 代表行业间的资产价格共同运动所带来的行业间关联性对复杂网络中风险传染的影响。若 $\beta_0 > 0$ 意味着行业间的关联性升高会促进系统内风险传染的加剧, 反之则意味着相互关联带来的风险分散化效果。

为进一步讨论系统性风险的形成过程以及不同网络结构对网络关联性影响风险传染的作用机制, 本文使用表2中节点特征指标作为度量网络结构变化的代理变量, 通过纳入中心化处理后的交互项: $EC \times$

Con , $CC \times Con$, $IDC \times Con$, $ODC \times Con$ 构建了机制检验的调节效应模型如公式25所示:

$$\Delta CoVaR_{i,t} = \beta_0 + \beta_1 Con_{i,t} + \beta_2 Cen_{i,t} + \beta_3 Con_{i,t} \times Cen_{i,t} + \sum_k^n \beta_k Control_{i,t} + \mu_i + \lambda_t + \varepsilon_{i,t} \quad (25)$$

其中 $Cen(i,t)$ 是网络特征变量, 别表示节点的向量中心性、邻接中心性、连入中心度和连出中心度, 其中邻接中心性 (CC) 和向量中心性 (EC) 指标衡量的是节点的间接风险传导和放大能力; 连入中心度 (IDC) 和连出中心度 (ODC) 则衡量了节点间的直接的风险吸收或风险溢出. 交互项 $Con \times Cen$ 反映不同结构特征对行业关联影响风险传染过程的调节效应, 基于结构特征指标的自身性质, 交互项的回归结果揭示网络内部的风险形成过程和传播机制.

4 实证与结果分析

4.1 样本选取

本文选取了 2014 年 1 月至 2024 年 3 月 Wind 一级行业指数的日度交易数据作为样本, 包含 11 项行业 5353 家上市公司, 以对数收益率构建行业间时变关联复杂网络. 机构层面分类数据来源于 Wind 数据库, 行业规模、平均收益率和行业基本面等企业财务数据来自 CSMAR 数据库. 为消除日度交易数据中存在的短期噪声以及缓解指标之间数据频率差异, 将行业间日度动态关联性按月加权平均. 参考吴金宴和王鹏^[7]的做法, 行业基本面财务指标通过所属行业的企业财务指标市值加权平均合成, 具体定义见表2.

4.2 风险传染及级联的时变特征

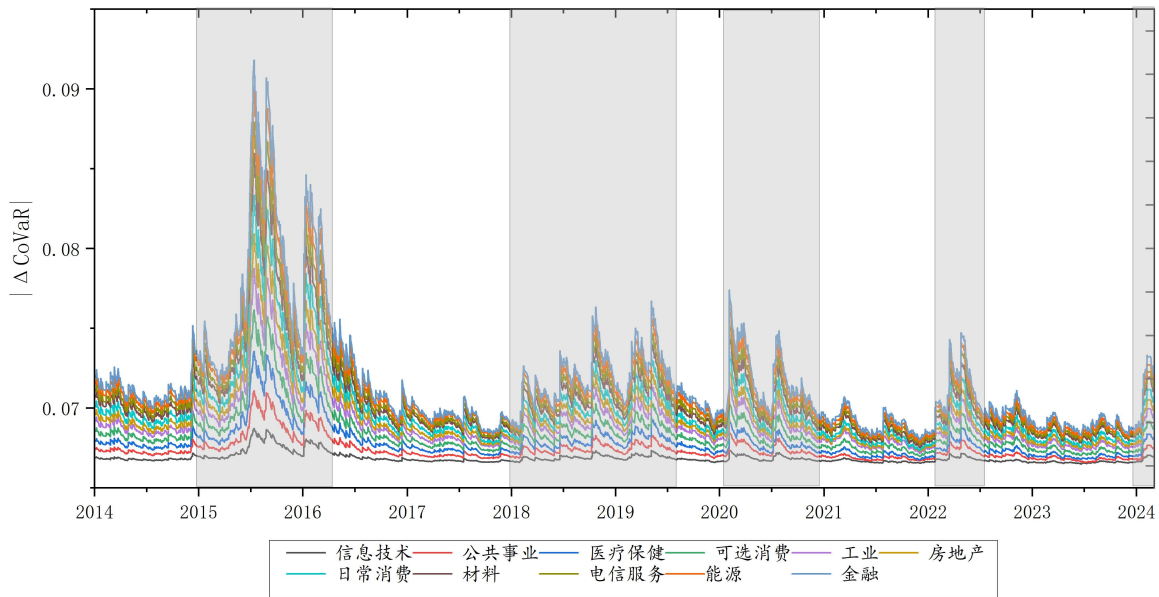


图 1 行业风险传染水平

如图1展示了中国 A 股市场 2014 年 1 月至 2024 年 3 月之间, 市场内 11 类行业指数 DCC-GARCH-network CoVaR 结果, 代表市场内行业间风险传染程度. 图中对应纵轴以不同颜色曲线代表各行业在市场内的风险传染水平. 如阴影区所示样本区间内呈现四次明显的风险传染激增区间: 2015 年“股灾”、2018-2019 年的中美贸易摩擦、2020 年的全球公共卫生事件、2022 年初的俄乌冲突. 不同类型的行业板块表现出了行业内部规律性和行业间明显异质性的风险传染特征. 例如, 金融业、能源业以及日常消费和房地产行业表现为相似的高风险传染水平; 医疗保健、公共事业在市场中的风险传染较低. 同时值得

注意的是,在样本期间内 5 次市场冲击事件中,系统内的风险传染水平都表现出了先升高再回落到平稳水平的特征。但是 2020 年之前的冲击明显比 2020 年之后的冲击影响持续时间更长,造成的风险传染水平也更高。

我们采用行业关联度估计系数均值度量级联水平。图2展示了中国股市 Wind 一级行业指数在四次冲击区间中动态关联幅度。图中每组邻接矩阵表示 t 时刻横截面上行业间关联情况。对于一次冲击事件,我们对应选取图1中阴影区间的开始、风险传染峰值以及风险恢复所对应的三个时间点对应的邻接矩阵予以展示。在不同冲击时期、同一冲击的不同阶段,行业间的级联程度都呈现明显的时变特征。例如,2020 年全球公共卫生事件中行业整体表现出更强的平均相互关联程度;且有各行业间在相互关联的数量和强度上均大于其他冲击时期。2018 年中美贸易摩擦,2022 年俄乌冲突两个区间的高关联行业明显少于 2020 冲击,且节点间关联度略有降低;2015 年股灾期间行业关联度普遍最低,但在此期间金融行业表现出了对其他行业一致性的正向强关联。另外,对比冲击区间不同截面,行业间关联性经历一个由弱到强并减弱的过程,首先表现行业间的关联性聚集性显著增强并随着随着冲击接近尾声而逐步回落。该结果与陈少凌等^[30] 研究中以股指波动获得的结果具有一致性指向。例如,我们发现在 2019 年公共卫生事件到来前行业间关联程度已经维持一般水平,2020 年上半年行业间关联性出现激增,而到 2021 年年底则逐渐回落。

另外,网络内部的平均关联度趋势性增强,随着业务模式的创新和行业间业务逐年增加。冲击对行业间关联度的影响明显增强,行业间关联对风险爆发愈加敏感^[1,12]。这种关联度的增加一方面可以起到组合分散化的效果,吸收市场特质风险,但也可能导致市场对冲击更加敏感,在系统受到外部冲击时会造成一致性的板块联动下跌,系统性风险更容易被叠加放大。该结论我们将通过机制检验进一步论证。

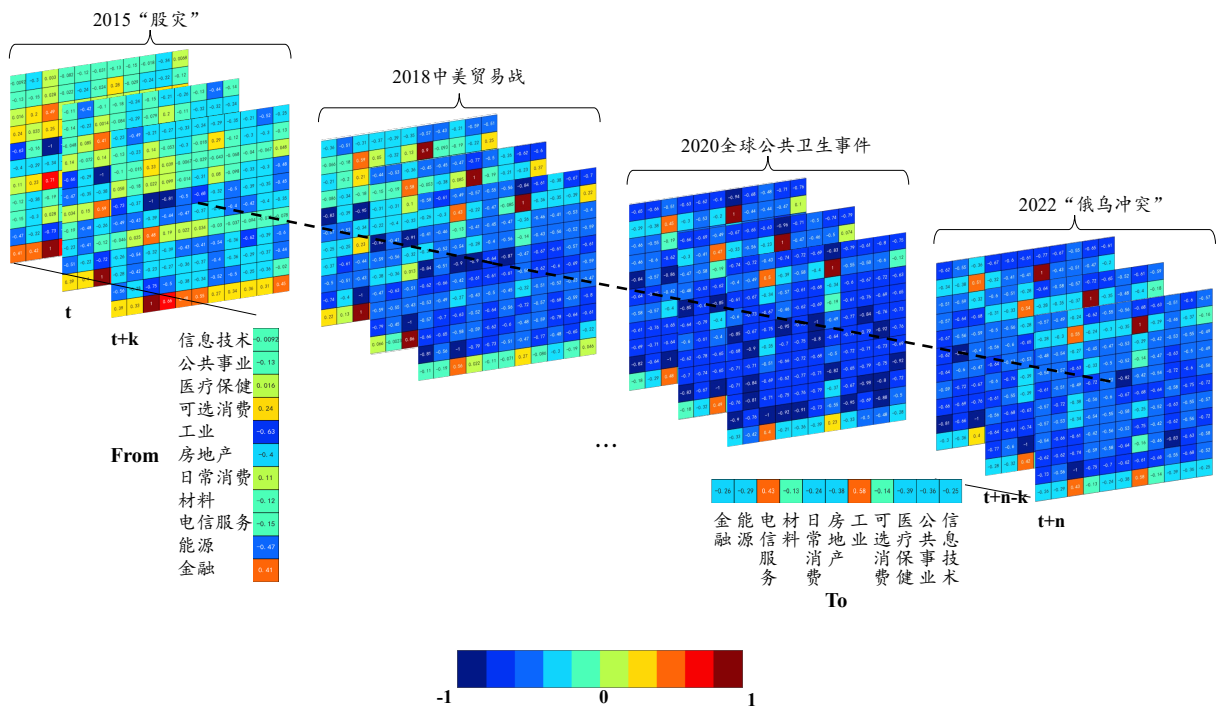


图 2 四次冲击区间内 11 项行业间动态关联

4.3 基准回归结果分析

根据式 (24) 我们以连续时间下的行业间关联系数作为行业级联的代理变量,探讨其与网络中风险传染的线性关系如表3所示。列 (1) 和列 (2) 表示控制时间和行业的固定效应后,行业间关联系数分别是 0.121 和 0.126,并在 1% 的显著性水平下显著。网络级联会正向促进系统性风险的传染。由控制变

量可知, 行业规模与风险传染呈显著的正相关, 这与白雪梅和石大龙^[45]的研究具有一致性指向. 更大规模的行业, 它们的资产价格级联将更能促进市场内风险传染的发生. 此外我们还发现, ROE、行业杠杆率、换手率系数均与风险传染呈显著负相关, 即较高的盈利水平和较低负债率能够维持行业自身资产价值稳定, 降低了风险溢出. 更活跃的市场交易能够吸收风险, 起到降低风险溢出的作用.

4.4 风险传染机制分析

我们对行业级联的作用机制和风险传染的形成过程进行讨论. 以行业节点的时变网络拓扑特征作为调节变量, 图3展示了邻接中心性 (CC) 和向量中心性 (EC) 连入中心度 (IDC) 和连出中心度 (ODC) 四项指标的时变结果.

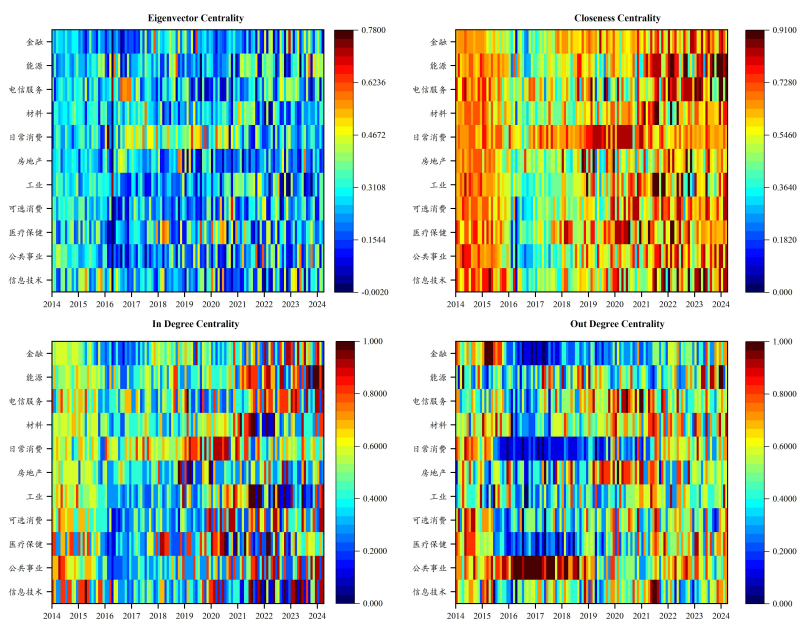


图 3 时变网络拓扑结构特征指标

图 3 可以看出, 相比较于网络关联和风险传染, 节点的结构特征指标并没有展现出明显的随时间变化的分布规律, 结构特征指标共同反映各节点在风险传染过程中的角色转变以及传染方向, 该发现与杨科等^[32]研究具有一致性指向. 进一步的基于式 (25), 系统性风险传染同时受到来自网络动态级联的影响, 而网络拓扑结构特征对这种影响过程起到了不同的调节效果, 会表现出截然不同的风险传染状态^[2]. 为了探究动态级联对风险传染的作用差异, 我们将两种不同的调节机制效果设置为两种假设:

假设 1: 系统性风险传染呈现出逐步累积和放大现象, 即网络节点的间接传染能力对行业关联具有正向调节效应.

假设 2: 系统性风险传染水平表现为在冲击时期出现快速激增, 即网络节点的直接风险传染能力对行业关联具有正向调节效应.

当网络中的节点具有相似的风险敞口, 节点通过敞口遭遇共同冲击, 系统性风险传染来自节点的直接作用. 这种拓扑结构导致共同冲击由节点快速扩散, 而吸收特征节点的缺乏, 使得多节点呈现一致性风险输出, 级联状态在网络内快速激增, 风险传染时间短辐射范围大. 如果, 节点具有一定的吸收特征^[1], 冲击后风险传递呈现多方向性, 级联状态的形成受多方向作用调节, 需要经过不同的节点出、入, 难以短期蔓延至全网络, 而呈现缓慢增长, 表现为间接传染主导.

表4展示了网络关联与节点结构特征调节效应的回归结果. 列 (1) 和列 (2) 的结果显示向量中心性、邻接中心性与行业关联的交乘项回归系数均不显著, 说明我国行业间网络中不存在间接传染. 列 (3) 和列 (4) 结果中只有连出中心度指标表现出了对风险传染的显著的正相关关系, 说明中国行业间的风险传

染主要表现为直接传染主导. 高关联行业的价格变化将直接作用市场. 当外部冲击来临时, 行业间级联增强, 由于在风险传染的过程中不存在风险的间接传导和风险吸收. **具有更高连出中心度特征的行业会迅速将自身承担的系统性风险外溢给整个市场, 因此冲击区间市场内风险传染大幅度激增 (与图1灰色阴影区域 $\Delta CoVaR$ 均短期快速增加相符)**. 对于中国行业间网络假设 2 成立, **该结构特征使得市场在面临冲击时缺乏充足的缓冲时间和风险吸收机制, 冲击在短时间内会从发源节点快速外溢给其他行业. 监管部门需要特别关注节点的连出中心度时变特征, 为中心化节点连出中心度的激增迅速设置政策截断, 防止该类节点通过与其他行业级联造成更广泛风险扩散. 同时, 具有更强直接传染特征的网络结构, 应该注重风险的早期预警机制设计, 将关联指标纳入宏观实时监管框架, 因这一结构特点更容易快速推动行业间的风险扩散, 在冲击事件中显著的放大行业间的同质性从而造成资产价格的联动下跌.**

表 3 基准回归结果

	$\Delta CoVaR$	
	(1)	(2)
Con	0.121** (5.66)	0.126*** (5.87)
Lnmv		0.076** (2.28)
ILL		518.287 (0.24)
ROE		-0.510** (-2.25)
Lev		-0.700** (-2.82)
Turnover		-0.049** (-3.12)
cons	0.990*** (45.35)	-0.754 (-0.78)
Industry	Yes	Yes
Month	Yes	Yes
N	1342	1342
adj. R^2	0.844	0.848

注: *, **, *** 分别表示 10%、5% 和 1% 的显著性水平.

表 4 风险传染机制分析

	$\Delta CoVaR$			
	(1)	(2)	(3)	(4)
Con	0.127*** (5.88)	0.126*** (5.79)	0.126*** (5.81)	0.131*** (6.13)
EC	0.011 (0.13)			
$EC \times Con$	-0.043 (-0.65)			
CC		-0.070 (-0.77)		
$CC \times Con$		-0.047 (-0.83)		
IDC			-0.013 (-0.25)	
$IDC \times Con$			-0.039 (-0.98)	
ODC				0.183*** (3.46)
$ODC \times Con$				0.147*** (4.24)
cons	-0.748 (-0.77)	-0.711 (-0.73)	-0.717 (-0.74)	-0.656 (-0.68)
Controls	yes	yes	yes	yes
Industry	yes	yes	yes	yes
Month	yes	yes	yes	yes
N	1337	1337	1337	1337
adj. R^2	0.849	0.849	0.849	0.853

注: *, **, *** 分别表示 10%、5% 和 1% 的显著性水平.

4.5 内生性处理

4.5.1 工具变量设置

在目前已有的研究中, 研究人员发现市场内的风险传染并不是单向过程. 资产价格的共同运动造成彼此之间的关联性上升, 这种行业间的强关联现象在危机期间形成风险传染的渠道, 形成第一阶段的风险传染^[20]; 然而推高的风险传染水平将诱发市场内部更大面积的资产减值和抵押品抛售^[46], 导致在第一阶段传染中正常经营的主体被卷入形成更大规模的资产价格共同下跌, 形成市场内部经营状况“螺旋下降”的局面. 因此, 风险传染和行业关联之间存在反向因果的问题.

为了克服反向因果所带来的内生性问题, 本文试图为关联性找到一个工具变量, 使其满足相关性和外生性的要求. 有效市场内的所有机构均能对市场内所有信息做出及时的反映, 然而在实证金融研究中却发股票市场中存在着“领先-滞后效应”, 即不同公司对相同基本面信息的反应速度存在差异, 一些公司能够迅速对新信息做出反应, 另一些公司对于新信息的反应存在时滞. Geraci 和 Gnabo^[33] 研究发现, 总部位于相同地理区域的个股会受到同一基本面因素影响, 地理层面的关联加速了信息的传递, 从而表现出同地股票价格变化的联动关系. 本文参考田利辉和王可第^[47] 的做法将上市公司注册地所在省份作为其地理坐标的代理变量. 将上市公司样本按所属行业进行分类, 计算所属不同的两个行业的各公司注册地间的空间距离, 并将结果平均值作为对应行业间空间距离 (GeoDis) 的代理指标. 参考张可云^[48] 的做法, 本文利用 $\gamma_{i,j}^C$ 度量行业 i 和行业 j 之间的结对聚集程度作为衡量行业空间层面同地布局程度 (GeoLocal) 的关联性指标¹. 行业间的同地布局程度越高, 代表其空间关联程度越密切. 考虑到金融市场信息传递在时间和空间维度上的差异, 两行业间的平均空间距离越近、空间关联程度越高意味着更快的信息传导速度. 当某一行业指数出现大幅波动的情况下, 新的信息将作为一个冲击快速作用于与之密切相关其他行业, 更容易形成一致性的板块联动和行业间关联程度的提升.

表5展示了利用工具变量法处理内生性问题的结果. 由于使用工具变量的前提是存在内生解释变量. 为此本文进行豪斯曼检验. 结果显示可以在 1% 的显著性水平上拒绝原假设, 即认为 Con 是内生变量. 在弱工具变量检验中, F 检验值大于 10, 通过弱工具变量检验; 在不可识别检验中, LM 统计量的 p 值在 1% 的水平下显著, 拒绝原假设, 通过不可识别检验. 第二阶段的回归结果表明: 行业间的级联现象依旧正向显著, 采用工具变量法后得到的实证结果和原有结论保持一致.

使用 GeoDis 和 GeoLocal 作为工具变量进行 2SLS 估计. 表5列 (1) 展示了两个工具变量在第一阶段的估计结果, 工具变量的第一阶段回归表明: 行业的空间距离分布和空间集聚程度会影响行业间的额关联性. 行业的空间集聚程度越高、行业所包含机构间的平均地理距离越短, 行业间的相关联程度越高. 列 (2) 汇报了第二阶段的估计结果, 主要系数与基准回归相一致. 上述结果说明, 在考虑到反向因果关系并剔除内生性之后, 由行业间的关联性导致的对系统性风险传染的促进效应依然稳健的存在.

表 5 内生性处理

	工具变量法		自然实验法	
	Con (1)	$\Delta CoVaR$ (2)	$\Delta CoVaR$ (3)	$\Delta CoVaR$ (4)
Con		0.774*** (5.81)		
DesCon \times Covid			0.086** (2.01)	0.105** (2.45)
GeoDis	-77.682*** (-7.30)			
GeoLocal	0.052*** (5.61)			
Controls	Yes	Yes	No	Yes
Industry	Yes	Yes	Yes	Yes
Month	Yes	Yes	Yes	Yes
N	1342	1342	1342	1342
adj. R^2	0.860	-0.855	0.841	0.844

注: *, **, *** 分别表示 10%、5% 和 1% 的显著性水平.

¹ 关于行业同地布局程度指标的具体计算方法见附录

4.5.2 自然实验法

本文还借助双重差分的方法解决回归中潜在的由于遗漏变量导致的内生性问题。2020 年初爆发的全球公共卫生事件作为一场外源性的冲击, 对金融市场内各行业的运行都造成了不同程度的影响, 并大幅增加了金融市场内资产价格相关性网络的联通程度^[6,49]。由图2可以看出在 2020 年全球公共卫生事件之后, 动态网络的行业关联性明显增加。市场内产业结构的调整导致行业间的业务交叉进一步增强, 金融依赖程度的增加, 导致行业间资产价格走势的一致性增加, 各行业对市场风险的敏感程度都趋于增加。

基于上述分析, 本文设计自然实验: 认为全球公共卫生事件之后我国金融市场中各行业之间的关联性更高, 所形成的行业关联现象将会加强网络中的风险传染效应, 而疫情的爆发是一个严格外生的变量, 与各行业的特征无关。基于这一逻辑, 本文构造了如下的双重差分模型:

$$\Delta CoVaR_{i,t} = \beta_0 + \beta_1(DesCon \times Covid)_{i,t} + \sum_k^n \beta_k Control_{i,t} + \mu_i + \lambda_t + \varepsilon_{i,t} \quad (26)$$

其中, DesCon 是根据各行业样本 Con 指标的中位数划分的关于关联状态的虚拟变量, 对高于样本 Con 中位数的行业赋值为 $DesCon = 1$, 反之为 0; Covid 为公共卫生事件发生的虚拟变量, 考虑到疫情开始于 2019 年底, 我们设定 2020 年一月及以后取值为 1, 之前取值为 0。其他变量符号与之前相同。表 4 中列 (3) 和 (4) 报告了回归的结果。列 (3) 中互项的系数 β_1 表明在全球公共卫生事件之后高关联性的行业对网络内风险传染的解释力度相较于事件之前高出 8%, 并在 5% 的水平上显著。在控制其他变量对风险传染的影响后, 处于强关联状态的行业在其风险传染能力比危机前高出 9.5%², 且这一结论仍然在 5% 的水平上显著。由于疫情所带来的冲击广泛影响金融、工业、日常消费等多个行业, 众多行业原有的供需结构和经营模式都发生了变化。企业为满足自身生产经营需求开始在更大范围内开展业务的交叉融合, 形成了市场内部更加广泛的业务联系。这种网络的强关联特征将会成为风险传染的渠道, 当金融市场处于极端风险条件下, 一个行业指数受到冲击时, 出现价格的大幅度下跌。此时更高的关联状态将会加速信息的传播和恐慌情绪的蔓延, “羊群效应”愈发明显, 投资者将同时从其他市场撤离资金, 从而导致市场资产价格出现连锁式下跌^[49]。

4.6 异质性分析

我们挑选了受资金基本面影响大, 更易形成相似风险敞口的行业分组: 周期、非周期性行业分组; 金融、非金融行业分组, 以及市场下行的危机和非危机时期分组来探讨网络中风险传染特征。

4.6.1 周期性行业

本文采用沪深 300 周期行业归类方法, 将金融、能源、材料、工业、可选消费行业归为周期性行业, 其余行业为非周期行业, 并进行分组回归, 表 6 展示了估计结果。在列 (1) 中, 核心解释变量和交乘项的调节效应估计系数分别为 0.163 和 0.212, 数值和显著性水平均高于非周期性行业样本的回归结果。我们发现金融、能源、材料、工业、可选消费五个周期性行业更容易产生行业联动, 进而加剧网络内部的风险传染。一方面周期性行业更依赖基本面资金充足程度, 资金需求量大, 资金密集型产业其销售和盈利依赖国民经济各部门运行状况。例如能源、材料与工业企业、可选消费天然具有密不可分的产业链联系, 上游产成品和销售盈利直接成为下游行业的原材料和成本预算, 这种天然联系构成了强相关的基础。更重要的, 随着市场金融化程度的加深, 周期性产业的生产销售越来越多的纳入金融市场工具进行资金筹措、成本控制甚至销售渠道和盈利空间锁定, 不仅加深了产业间的跨期依赖, 而且显著加深了与金融市场基本面的跨期依赖。经济周期性波动更大程度由经济晴雨表的金融市场基本面渗透至这些产业。我们认为周期性产业的显著强关联和危机时期的传染加剧现象, 来自于对金融市场基本面的跨期依赖。这种依赖程度的加深, 等同于对金融基本面形成相似的风险敞口, 当金融市场出现震荡截断, 该风险将呈

²关于系数的经济效应计算方法参考方意, 刘江龙^[42]。被解释变量 $\Delta CoVaR$ 的均值为 1.098, 从而系数的经济效应为 $0.086/1.098=0.078$; $0.105/1.098=0.095$ 。

现一种共同冲击对周期性行业形成更强影响. 对于中国行业网络, 由于直接传染在网络结构中占据主导地位, 周期性产业将在风险爆发中溢出更多风险, 而实证结果也进一步证实了这种假设.

4.6.2 金融类行业

基于行业周期性分析结果, 我们进一步探究金融行业的特殊作用. 金融行业我们纳入银行、证券、多元金融机构金融, 同时考虑到中国房地产行业现阶段已经存在大量的信贷产品和债务融资将其纳入金融分组, 分组回归结果如表 (3) 和 (4) 所示. 金融行业的关联程度 (0.209) 比非金融行业 (0.047) 对网络的风险传染作用更大, 那些具有网络连出度特征的节点起到了主要作用 (0.373), 而非金融行业的网络连出度与关联的交乘项则作用不显著.

其系数和显著性水平均强于非金融组. 我们对两组样本的回归系数进一步进行了费舍尔组合检验^[42], 检验结果表明回归系数的差异在 1% 的显著性水平下显著. 金融业比非金融业具有更高的风险联动能力, 并在风险传染中发挥更大作用.

在以直接传染为主导的中国行业间网络中, 行业间缺少风险缓释, 无法形成有效的行业间风险吸收, 对金融机构跨期依赖加剧了与金融行业在时间上和幅度上的关联程度, 形成的风险敞口的相似性放大了共同冲击的作用. 也就是说, 由于共同冲击形成的直接传染占据风险传染的主导, 这种跨期依赖使得金融行业在风险传染网络中处于中心地位, 成为系统性风险传染的主要驱动者, 在市场受到外部冲击时, 成为诱发更大规模的市场价格下跌的主要力量.

表 6 异质性分析

	$\Delta CoVaR$					
	周期性 (1)	非周期性 (2)	金融类 (3)	非金融类 (4)	危机时期 (5)	非危机时期 (6)
<i>Con</i>	0.163*** (5.14)	0.087** (3.23)	0.209** (2.18)	0.047* (1.93)	0.214*** (5.33)	0.052*** (5.49)
<i>ODC</i> \times <i>Con</i>	0.212*** (5.86)	-0.069 (-1.05)	0.373*** (6.06)	-0.009 (-0.16)	0.165** (2.74)	0.031* (1.87)
<i>cons</i>	-4.654** (-1.97)	3.423** (3.00)	19.899 (1.35)	0.989 (0.90)	-1.357 (-0.65)	-0.611 (-1.55)
Controls	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
Industry	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
Month	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
N	605	732	234	1098	581	756
adj. <i>R</i> ²	0.909	0.806	0.950	0.833	0.876	0.924
经验 p 值 <i>Con</i>	0.065		0.04		0.000	
经验 p 值 <i>ODC</i> \times <i>Con</i>	0.000		0.001		0.150	

注: *, **, *** 分别表示 10%、5% 和 1% 的显著性水平.

4.6.3 危机、非危机时期

基于周期性行业, 特别是金融行业在直接传染为主导的网络中的特殊作用, 我们进一步检验冲击时期和平稳时期网络结构特征对行业关联推动风险传染的作用机制是否非对称性. 结合图 1 中对 2014 年至 2024 年十年间市场内 5 次冲击, 本文阴影区域定义为危机时期, 其余为非危机时期, 分组回归的结果如表 6 列 (5) 和列 (6) 所示. 在危机时期网络关联对风险传染的正向促进作用显著强于非危机时期.

在市场下行期间, 各行业之间强关联的形成促进网络内部的风险传染, 在列 (5) 和列 (6) 中, 网络连出度对风险传染在危机时期具有显著的促进作用 (0.165). 在我国以直接传染为主导的网络结构中, 危机中处于更高连出中心度位置的节点行业将对市场内部的风险传染产生更强的正向影响.

汇总以上结论, 我们发现, 中国行业间构成了以直接传染为主导的复杂网络. 当网络遭遇外部冲击

时,网络内各行业相似风险敞口对周期性行业特别是金融业形成了风险共同冲击作用.在共同冲击作用中,由于网络内部缺少风险吸收作用结构,更高连出度的节点(行业)所形成的风险快速放大,蔓延整个市场.因此,需要监控周期性行业中具有更高连出度的节点间相关程度的实时变化,特别是由于行业与金融行业具有越来越深程度的跨期依赖,以及中国行业网络结构在风险传染中的非对称特征,需要警惕监控连续时间下的具有更高连出度节点的级联跳变,防止该变化快速蔓延整个市场.

4.7 稳健性检验

本文对于基准回归的结果进行了三个维度的稳健性检验:

首先,我们替换了解释变量,并采用移动窗口向量自回归的方法重新计算行业间的时变网络临近矩阵作为行业间网络级联和板块联动的测度指标.在控制行业异质性的条件下,回归结果与基准回归保持一致,即板块联动水平的增加会促进市场内的系统性风险传染;第二方面,我们更换了被解释变量估算方法,使用分位数回归重新计算 $\Delta CoVaR$ 作为市场内各行业的系统性风险传染水平.将其作为被解释变量进行回归,同样得到显著的结果;另外,我们进一步添加了控制变量,在原有模型的基础上,添加行业指数交易的市盈率、市净率、市现率等影响指数走势表现和投资者选择的量价因子指标后,结论依然成立.

表 7 稳健性检验

	$\Delta CoVaR$					
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
Con			0.007** (2.15)	0.006** (2.12)	0.097** (2.39)	0.114*** (5.38)
TVVAR	0.346* (1.83)	-0.018 (-0.17)				
Lnmv	-0.329*** (-7.96)	0.045 (1.34)	0.015*** (4.66)	0.011** (2.77)	-0.330*** (-7.98)	0.095** (2.91)
ILL	470.849 (0.12)	347.712 (0.16)	762.119** (2.49)	597.259** (2.24)	669.662 (0.17)	657.246 (0.31)
ROE	-0.700* (-1.89)	-0.512** (-2.23)	-0.018 (-0.61)	-0.054* (-1.91)	-0.734** (-1.98)	-0.410* (-1.86)
Lev	-2.809*** (-6.10)	-0.622** (-2.47)	0.036 (1.00)	-0.048 (-1.54)	-2.898*** (-6.30)	-0.586** (-2.42)
Turnover	0.303*** (13.71)	-0.055*** (-3.42)	-0.004** (-2.49)	0.003 (1.58)	0.289*** (12.53)	-0.040** (-2.57)
PE					0.000 (0.91)	-0.000** (-3.00)
PB					0.014** (2.41)	-0.024*** (-7.26)
CTM					0.000 (1.16)	-0.000 (-1.14)
_cons	-0.536*** (-5.77)	-0.400*** (-3.30)	11.537*** (9.73)	0.229 (0.23)	11.452*** (9.66)	-1.241 (-1.30)
Industry	YES	YES	YES	YES	YES	YES
Month	No	YES	No	YES	No	YES
N	1342	1342	1342	1342	1342	1342
adj.R-sq	0.254	0.492	0.434	0.843	0.437	0.855

5 结论和政策建议

随着跨行业合作的不断深入和行业金融化程度的加深,行业与行业之间尤其与金融行业之间呈现越来越显著的跨期依赖和多维交互。冲击激发行业间网络的级联状态,级联又影响着风险传染至各个行业乃至整个经济系统。为了刻画这种具有连续时间特征的多维行业间风险传染,并进一步探究系统性风险在网络内传染的作用模式以及运行机制,本文进行了以下研究:

(1) 基于 TVP-VAR 模型,本文选取 2014 年 1 月至 2024 年 3 月 Wind 一级行业指数构建了中国 11 项行业间连续时间复杂网络,通过时变网络关联度以及行业 DCC-GARCH-network CoVaR 结果分析,我们发现在不同冲击时期、同一冲击不同阶段,行业间的级联程度都呈现明显的时变特征;各行业风险传染水平在样本区间内呈现四次明显的激增区间,不同行业板块表现出风险传染异质性。

(2) 通过固定效应模型,我们进一步发现网络级联正向促进系统性风险的传染,大规模行业的网络级联更显著的促进了市场内风险传染。行业内部的盈利能力杠杆比率加强了节点的风险承受能力,能够抵御外来风险溢出阻碍传染的进一步叠加,市场交易的活跃程度能够对风险起到吸收作用,降低风险传染。

(3) 通过进一步的机制检验,我们发现中国行业间网络传染由直接传染主导,节点遭遇共同冲击后风险快速扩散全网,而吸收特征节点的缺乏,使得多节点呈现一致性风险输出,级联状态在网络内快速激增,风险传染时间短辐射范围大。表现为更高连出中心度特征的行业放大了级联对风险传染的影响,迅速将自身承担的系统性风险外溢给整个市场,因此冲击区间市场内风险传染短期迅速激增。通过异质性分析,我们进一步证实对于中国行业间网络,周期性行业特别是金融行业放大了网络内级联,更多地推动了风险传染。这种推动具有不对称性,在市场下跌区间尤其显著,实证结果也证实了这一点。我们认为周期性产业的放大作用来自于这些产业对金融市场基本面的跨期依赖。这种依赖程度的加深,等同于对金融基本面形成相似的风险敞口,当基本面出现震荡,相似的风险敞口呈现共同冲击对周期性行业形成更强影响。我们通过工具变量的设置和自然实验处理了研究可能存在的内生性,并进行了三个维度的稳健性检验,来保证结果的一致性。

中国行业间网络表现为直接传染主导结构,监管部门需要特别关注行业间网络的级联实时变化,并为节点连出中心度的激增提前设置政策截断预案,防止该类节点通过与其他行业级联造成更广泛风险扩散。需要实时识别风险传染网络中的核心部分,对市场参与者中对市场环境变化更加敏感的行业和部门实施差异化监管。同时,该类网络存在直接传染结构,一致性风险传染方向的存在使得短期内风险传染范围大,容易快速推动行业间的风险扩散,应该更加注重风险早期预警机制设计。密切关注外部冲击带来的输入性风险,将连续时间下的关联指标纳入宏观监管框架,预防网络结构更显著的风险放大功能造成联动下跌。监管部门应进一步加强逆周期监管,保障整体金融市场的容量充足和平稳运行,抵抗由于网络级联激增在市场压力期间带来的资产价格大规模恶性连续下跌和风险叠加传染。监管部门应更具针对性的将早预防,差异化监管、逆周期管理相结合,防患化解系统性风险,保障我国金融市场平稳运行。

参考文献

- [1] Grant E, Yung J. The double-edged sword of global integration: Robustness, fragility, and contagion in the international firm network [J]. Journal of Applied Econometrics, 2021, 36(6): 760-83.
- [2] Gofman M. Efficiency and stability of a financial architecture with too-interconnected-to-fail institutions [J]. Journal of Financial Economics, 2017, 124(1): 113-46.
- [3] Li Y, Chen S, Goodell J W, et al. Sectoral spillovers and systemic risks: Evidence from China [J]. Finance Research Letters, 2023, 55: 104018.
- [4] 杨子晖, 张平森, 陈雨恬. 风险共振还是风险分散?——基于尾部事件下风险结构的关联研究 [J]. 经济学 (季刊), 2021, 21(06): 2127-52.
Yang Z H, Zhang P M, Chen Y T. Risk Comovement or Risk Diversification?—Research on Connectedness of Risk Profile under Tail Events[J], China Economic Quarterly, 2021, 21(06): 2127-52.

- [5] 何枫,郝晶,谭德凯,等.中国金融市场联动特征与系统性风险识别[J].系统工程理论与实践,2022,42(02):289-305.
He F, Hao J, Tan D K, Wand Z W. Chinese financial markets connectedness and systemic risk identification [J]. Systems Engineering - Theory & Practice, 2022, 42(2): 289-305.
- [6] Choi S-Y. The dynamic network of industries in US stock market: Evidence of GFC, COVID-19 pandemic and Russia-Ukraine war[J]. Heliyon, 2023, 9(9): e19726.
- [7] Wen D, Wang Y. Volatility linkages between stock and commodity markets revisited: Industry perspective and portfolio implications[J]. Resources Policy, 2021, 74: 102374.
- [8] Adrian T, Brunnermeier M K. CoVaR[J]. Social Science Electronic Publishing, 2016, 106(7): 1705-41.
- [9] 周爱民,韩菲.股票市场和外汇市场间风险溢出效应研究——基于 GARCH-时变 Copula-CoVaR 模型的分析[J].国际金融研究,2017,(11):11.
Zhou A M, Han F. Research on the Risk Spillovers between Stock and Exchange Rate Markets—Based on the GARCH-TVP Copula-CoVaR Mode[J]. Studies of International Finance, 2017, (11): 11.
- [10] 杨子晖,陈雨恬,林师涵.系统性金融风险文献综述:现状、发展与展望[J].金融研究,2022,(01):185-206.
YANG Zihui, CHEN Yutian, LIN Shihan. A Literature Review of Systemic Risk: Status, Development and Prospect[J]. Journal of Financial Research, 2022, 499(1): 185-217.
- [11] Haldane A G. Rethinking the financial network[Z]. Speech delivered at the Financial Student Association, Amsterdam. 2009.<https://www.bankofengland.co.uk/speech/2009/rethinking-the-financial-network>
- [12] Bardoscia M, Barucca P, Battiston S, et al. The physics of financial networks [J]. Nature Reviews Physics, 2021, 3(7): 490-507.
- [13] Paltalidis N, Gounopoulos D, Kizys R, et al. Transmission channels of systemic risk and contagion in the European financial network [J]. Journal of Banking & Finance, 2015, 61: S36-S52.
- [14] Tanna S, sui P, Zhou D. Financial Contagion in a Core-Periphery Interbank Network [J]. European Journal of Finance, 2019.
- [15] 陈暮紫,汤婧,张小溪,等.信用和流动风险冲击下的中国银行业传染分析[J].系统工程理论与实践,2021,41(06):1412-27.
Chen M Z, Tang J, Zhang X X, et al. Contagion analysis of China's banking industry under the impact of credit and liquidity risk[J]. Systems Engineering-Theory & Practice, 2021, 41(6): 1412-1427.
- [16] Fan X, Wang Y, Wang D. Network connectedness and China's systemic financial risk contagion——An analysis based on big data [J]. Pacific-Basin Finance Journal, 2021, 68: 101322.
- [17] Gong X-L, Liu X-H, Xiong X, et al. Financial systemic risk measurement based on causal network connectedness analysis [J]. International Review of Economics & Finance, 2019, 64: 290-307.
- [18] Wang G-J, Jiang Z-Q, Lin M, et al. Interconnectedness and systemic risk of China's financial institutions [J]. Emerging Markets Review, 2018, 35: 1-18.
- [19] 欧阳红兵,刘晓东.中国金融机构的系统重要性及系统性风险传染机制分析——基于复杂网络的视角[J].中国管理科学,2015,23(10):30-7.
Ouyang H B, Liu X D. An Analysis of the Systemic Importance and Systemic Risk Contagion Mechanism of China's Financial Institutions Based on Network Analysis[J]. Chinese Journal of Management Science, 2015, 23(10): 30-37.
- [20] Billio M, Getmansky M, Lo A W, et al. Econometric measures of connectedness and systemic risk in the finance and insurance sectors[J]. Journal of Financial Economics, 2012, 104(3): 535-59.
- [21] Chen Y, Mo D, Xu Z. A study of interconnections and contagion among Chinese financial institutions using a $\Delta CoVaR$ network[J]. Finance Research Letters, 2022, 45: 102395.
- [22] 马亚明,胡春阳.脱实向虚和金融强监管对金融实体行业间极端风险关联的影响[J].统计研究,2021,38(04):74-88.
Ma Y M, Hu C Y. The Impact of Fictitious-toward Economy and Strong Financial Supervision on the Extreme Risk Connection between Financial and Entity Industries[J]. Statistical Research, 2021, 38(04): 74-88.
- [23] Chen B-x, Sun Y-l. Financial market connectedness between the U.S. and China: A new perspective based on non-linear causality networks [J]. Journal of International Financial Markets, Institutions and Money, 2024, 90: 101886.
- [24] Shao L, Zhang H, Chang S, et al. Dynamic connectedness between China's commodity markets and China's sectoral stock markets: A multidimensional analysis [J]. International Journal of Finance & Economics, 2024, 29(1): 903-26.

- [25] 李靖宇, 郭湘媛, 谢启伟, 等. 基于随机森林融合的金融机构风险关联影响因素研究 [J]. 系统工程理论与实践, 2024, 44(01): 296-319.
Li J Y, Guo X Y, Xie Q W, et al. Influencing factors of the risk correlation of financial institutions: Evidence from random forest fusion [J]. Systems Engineering-Theory & Practice, 2024, 44(01): 296-319.
- [26] Wang G-J, Xie C, He K, et al. Extreme risk spillover network: application to financial institutions [J]. Quantitative Finance, 2017, 17(9): 1417-33.
- [27] Wang G-J, Yi S, Xie C, et al. Multilayer information spillover networks: measuring interconnectedness of financial institutions [J]. Quantitative Finance, 2021, 21(7): 1163-85.
- [28] Wen S, Li J, Huang C, et al. Extreme risk spillovers among traditional financial and FinTech institutions: A complex network perspective [J]. The Quarterly Review of Economics and Finance, 2023, 88: 190-202.
- [29] 宫晓莉, 熊熊. 波动溢出网络视角的金融风险传染研究 [J]. 金融研究, 2020, (05): 39-58.
Gong X L, Xiong X. A Study of Financial Risk Contagion from the Volatility Spillover Network Perspective [J]. Journal of Financial Research, 2020, 479(5): 39-58.
- [30] 陈少凌, 谭黎明, 杨海生, 等. 我国金融行业的系统重要性研究——基于 HD-TVP-VAR 模型的复杂网络分析 [J]. 系统工程理论与实践, 2021, 41(08): 1911-25.
Chen S L, Tan L M, Yang H S, et al. A study on the systemic importance of financial industries: A complex network analysis based on HD-TVP-VAR model [J]. Systems Engineering - Theory & Practice, 2021, 41(8): 1911-1925.
- [31] Wu B, Huang D, Chen M. Estimating contagion mechanism in global equity market with time-zone effect [J]. Financial Management, 2023, 52(3): 543-72.
- [32] 杨科, 王健辰, 田凤平. 银行网络结构与系统性金融风险传染 [J/OL]. 系统工程理论与实践: 1-28 [2024-06-01]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2267.N.20240402.1356.006.html>.
Yang K, Wang J C, Tian F P. Bank Network Structure and Systemic Financial Risk Contagion [J]. Systems Engineering - Theory & Practice: 1-28 [2024-06-01]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2267.N.20240402.1356.006.html>.
- [33] Geraci M V, Gnabo J-Y. Measuring Interconnectedness between Financial Institutions with Bayesian Time-Varying Vector Autoregressions [J]. Journal of Financial and Quantitative Analysis, 2018, 53(3): 1371-90.
- [34] Nakajima J. Time-Varying Parameter VAR Model with Stochastic Volatility: An Overview of Methodology and Empirical Applications [J]. Monetary and Economic Studies, 2011, 29: 107-42.
- [35] Nakajima J, Kasuya M, Watanabe T. Bayesian analysis of time-varying parameter vector autoregressive model for the Japanese economy and monetary policy [J]. Journal of the Japanese and International Economies, 2011, 25(3): 225-45.
- [36] Bostanci G, Yilmaz K. How connected is the global sovereign credit risk network? [J]. Journal of Banking & Finance, 2020, 113: 105761.
- [37] Yang X, Wen S, Zhao X, et al. Systemic importance of financial institutions: A complex network perspective [J]. Physica A: Statistical Mechanics and its Applications, 2020, 545.
- [38] Kosmidou K, Kousenidis D, Ladas A, et al. Determinants of risk in the banking sector during the European Financial Crisis [J]. Journal of Financial Stability, 2017: S1572308917304412.
- [39] Huang C, Zhao X, Su R, et al. Dynamic network topology and market performance: A case of the Chinese stock market [J]. International Journal of Finance & Economics, 2020.
- [40] Jia X, Liao W, Zhang C. Commodity financialization and funding liquidity in China [J]. The North American Journal of Economics Finance, 2022, 60.
- [41] 吴金宴, 王鹏. 哪些因素影响了股市风险传染?——来自行业数据的证据 [J]. 中国管理科学, 2022, 30(08): 57-68.
Wu J Y, Wang P. Factors Affecting the Risk Contagion of the Stock Market: An Evidence from Industry-Level Data [J]. Chinese Journal of Management Science, 2022, 30(8): 57-68.
- [42] 方意, 刘江龙. 银行关联性与系统性金融风险: 传染还是分担? [J]. 金融研究, 2023, (06): 57-74.
Fang Y, Liu J L. Bank Interconnectedness and Systemic Risk: Contagion or Sharing? [J]. Journal of Financial Research, 2023, 516(6): 57-74.
- [43] 胡磊, 张家豪, 杜克锐. 风险投资网络下股价崩盘风险传染效应研究 [J]. 系统工程理论与实践, 2023, 43(12): 3441-60.

- Hu L, Zhang J H, Du K R. Research on the risk contagion effect of stock price collapse under the venture capital network[J]. Systems Engineering - Theory & Practice, 2023, 43(12): 3441-3460
- [44] Amihud Y. Illiquidity and stock returns: cross-section and time-series effects[J]. Journal of Financial Markets, 2002, 5(1): 31-56.
- [45] 白雪梅, 石大龙. 中国金融体系的系统性风险度量 [J]. 国际金融研究, 2014, (06): 75-85.
Bai X M, Shi D L. Measurement of the Systemic Risk of China's Financial System[J]. Studies of International Finance, 2014, (06): 75-85.
- [46] Duarte F, Eisnbach T M. Fire-Sale Spillovers and Systemic Risk [J]. The Journal of Finance, 2021, 76(3): 1251-94.
- [47] 田利辉, 王可第. 山高皇帝远: 地理距离与上市公司股价崩盘风险的经验证据 [J]. 南方经济, 2019, (11): 19.
Tian L H, Wang K D. Hill Lived Far: Geographic Distance and Stock Price Crash Risk[J]. South China Journal of Economics, 2019, 38(11): 34-52
- [48] 张可云, 朱春筱. 中国工业结对集聚和空间关联性分析 [J]. 地理学报, 2021, 76(4): 1019-33.
Zhang K Y, Zhu C X. Coagglomeration and spatial relatedness of China's industry[J]. Acta Geographica Sinica, 2021, 76(4): 1019-1033
- [49] So M K P, Chu A M Y, Chan T W C. Impacts of the COVID-19 pandemic on financial market connectedness[J]. Finance Research Letters, 2021, 38: 101864.
- [50] 谢赤, 贺慧敏, 王纲金, 等. 基于复杂网络的泛金融市场极端风险溢出效应及其演变研究 [J]. 系统工程理论与实践, 2021, 41(8): 1926-41.
Xie C, He H M, Wang G J, et al. Extreme risk spillover effects of pan-financial markets and its evolution based on complex networks[J]. Systems Engineering - Theory & Practice, 2021, 41(8): 1926-1941
- [51] Adrian T, Brunnermeier M K. CoVaR[J]. Social Science Electronic Publishing, 2014, 106(7): 1705-41.

附录

A 平稳性检验

	Count	Mean	Std	Min	Max	Skew	Kurtosis	ADF(t-value)	ADF(p-value)
能源	2714	0.0001	0.0172	-0.1044	0.0810	-0.6850	4.8521	-14.6016	0.0000
材料	2714	0.0002	0.0178	-0.1019	0.0935	-0.9292	5.7577	-11.1987	0.0000
工业	2714	0.0002	0.0172	-0.1029	0.0944	-0.9345	6.8966	-10.9147	0.0000
可选消费	2714	0.0003	0.0167	-0.1041	0.0943	-0.9457	6.6109	-11.0799	0.0000
日常消费	2714	0.0004	0.0164	-0.1021	0.0933	-0.6413	4.6614	-10.7809	0.0000
医疗保健	2714	0.0003	0.0174	-0.1033	0.0949	-0.5523	4.6854	-13.8439	0.0000
金融	2714	0.0002	0.0153	-0.0994	0.0864	-0.2721	5.8438	-9.2069	0.0000
信息技术	2714	0.0005	0.0211	-0.1046	0.0945	-0.6366	3.7142	-10.9009	0.0000
电信服务	2714	0.0003	0.0203	-0.1058	0.0959	-0.2350	4.4127	-37.7351	0.0000
公共事业	2714	0.0003	0.0154	-0.1048	0.0945	-0.9474	10.0017	-11.2761	0.0000
房地产	2714	0.0000	0.0184	-0.0995	0.0941	-0.4638	4.3912	-15.0955	0.0000

表 1 平稳性检验

B 行业指数在空间分布上的聚集程度计算方法

$$\gamma_{ij}^c = \frac{\sum_{m=1}^M (s_{mi} - x_m)(s_{mj} - x_m)}{1 - \sum_{m=1}^M x_m^2} \quad (\text{B.1})$$

公式 (B.1) 中 γ_{ij}^c 越大, 表示行业 i 和行业 j 在同地布局的程度越明显. M 为研究空间下辖基本单元的数量, 在本文中代表行业中上市公司注册地所在不同省份数量之和. 以 m 省为例, s_{mi} 表示隶属于该行业的上市公司中, 注册地址在 m 省的公司数量与整个研究空间中隶属于行业 i 的公司数量之比, x_m 表示 A 股上市公司中发行注册地位于 m 省的公司数量与整个研究空间的所有公司数量之比. 若研究空间中一共有 N 种行业, 则可得到 $N(N-1)/2$ 个配对行业的结对聚集系数.

C 基于分位数回归的 ΔCoVaR 计算

基于 VaR 的定义, Adrian 和 Brunnermeier^[51] 将 $\text{CoVaR}_{q,t}^{i|j}$ 定义为变量 i 在市场 j 受到冲击的情况下的系统性风险贡献, 也就是说 $\text{CoVaR}_{q,t}^{i|j}$ 是由条件分布的 $q\%$ 分位数所定义的:

$$\Pr \left(R^i \leq \text{CoVaR}_{q,t}^{i|j} | R^j = \text{VaR}_{q,t}^j \right) = q\% \quad (\text{C.1})$$

其中 R^i 表示行业指数 i 的收益率. 为了估计时变的 $\text{VaR}_{q,t}^i$ 和 $\text{CoVaR}_{q,t}^{i|m}$, 需要对一组变量 R^i 和 R^m 在 q 分位数的水平上进行分位数回归. 通过回归方程: $\text{VaR}_{q,t}^i = a + bM_{t-1}$ 以及 $\text{CoVaR}_{q,t}^{i|m} = c + d\text{VaR}_{q,t}^i + eM_{t-1}$ 可以得到分位数回归的估计参数. 通过 CoVaR, 可以测度单个行业对系统性风险的贡献程度, 设定 m 为整个金融系统, 则 $\text{CoVaR}_q^{m|C(X^i)}$ 表示在行业 i 发生风险事件 $C(X^i)$ 的条件下, 市场 m 的在险价值. $\text{CoVaR}_q^{m|C(X^i)}$ 可以定义为下述条件概率分布的 $q\%$ 分位数:

$$\Pr \left(X^m | C(X^i) \leq \text{CoVaR}_q^{m|C(X^i)} \right) = q\% \quad (\text{C.2})$$

行业 i 对市场 m 的风险溢出可以表示为 $\Delta \text{CoVaR}_q^{m|i}$, 行业 i 分别处于正常状态下 ($X^i = \text{VaR}_{50}^i$) 和危机状态之下 ($X^i = \text{VaR}_q^i$) 时, 金融系统 m 的 CoVaR 变化:

$$\Delta \text{CoVaR}_q^{m|i} = \text{CoVaR}_q^{m|X^i=\text{VaR}_q^i} - \text{CoVaR}_q^{m|X^i=\text{VaR}_{50}^i} \quad (\text{C.3})$$

再将 $X^i = VaR_q^i$ 代入公式, 可以得到行业 i 的 $CoVaR_q^i$:

$$CoVaR_q^i = VaR_q^{m|X^i=VaR_q^i} = \hat{\alpha}_q + \hat{\beta}_q VaR_q^i \quad (C.4)$$

行业 i 的系统性风险贡献值 $\Delta CoVaR_q^i$ 可由计算得到:

$$\Delta CoVaR_q^i = CoVaR_q^i - CoVaR_q^{m|VaR_{50}^i} = \hat{\beta} (VaR_q^i - VaR_{50}^i) \quad (C.5)$$

上式中的 VaR_q^i 和 VaR_{50}^i 分别表示机构 i 损失的 $q\%$ 分位数和中位数. 也就是在危机时期和正常状态下的损失水平. 通过对金融系统的损失 X_q^m 和金融机构 i 的损失 X^i 在 $q\%$ 分位数水平上回归估计得到 $\hat{\beta}_q^i$, 再计算出金融机构 i 损失的 $q\%$ 分位数和中位数, 即可计算得到行业 i 的系统性风险贡献水平 $\Delta CoVaR_q^i$. 其值越高, 代表该行业在市场内的系统性风险传染能力越强.