

基于 TVP-VAR 时变复杂网络级联效应对风险传染作用机制研究

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, 本文通过时变参数的向量自回归 (TVP-VAR) 模型构建复杂网络捕捉级联特征, 以 DCC-GARCH-network ΔCoVaR 测度网络内风险传染水平, 探究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: 中国行业间网络存在四次风险传染激增区间, 其级联呈现时变特征, 正向推动风险传染, 且以直接关联为主导, 多节点呈现一致性风险输出, 致使风险传染水平在短期内激增. 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了网络级联水平, 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级联指标纳入宏观监管框架, 针对中国行业间网络的风险叠加结合直接关联模式, 设计风险早预警机制, 更具针对性对敞口节点实施风险防控.

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

A Study on the Mechanism of Cascade Effect on Risk Contagion of Time-varying Complex Networks Based on TVP-VAR

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 network structure evolution, 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 ΔCoVaR to measure the risk contagion and find that from 2014 to 2024, network cascades among Chinese industries exhibit time-varying characteristics, with four distinct risk contagion surge intervals in the sample period. We confirm that the network cascades positively contribute to the risk contagion. Moreover, the transmission mechanism is dominated by direct connection,

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 时变复杂网络级联效应对风险传染作用机制研究 [J]. 系统工程理论与实践, xxxx, 0(0): 1-23.

英文引用格式: Zhao N, Ren Z X, Wang Z S. A Study on the Mechanism of Cascade Effect on Risk Contagion of Time-varying Complex Networks Based on TVP-VAR[J]. Systems Engineering — Theory & Practice, xxxx, 0(0): 1-23.

with multiple nodes present consistent risk output, and risk infection surges in the short term. We also find that Subgroups in cyclical and financial 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 continuous time-based network cascade indicators into the macro real-time regulatory framework, in order to avoid the coherent risk output and the surge risk contagion based on the risk superposition and direct connection network structure. Implement the pre-emptive policies for specific nodes, and focus on the design of early warning mechanisms for risk prevention.

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

1 引言

系统性风险的爆发主要体现在个体风险的大范围传染,因此,大量的研究认同系统性风险是特定风险负外部性和风险传染叠加的结果,风险传染幅度和强度直接影响系统性风险爆发的程度^[1-4]。近年来中国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。从网络视角考察系统性风险已发展为学术界的基本共识。个体行业之间的关联性与风险传染之间并非单一的线性关系^[5],具体作用效果及机制对于系统性风险的监测和控制至关重要。当网络遭受外生冲击时,网络结构和相应节点特征发生变化,呈现短暂动态的强相关状态^[6]。该状态下,网络内部节点表现出同质性,节点之间呈现为多维度交叉、短暂且时变的强关联关系,被认为是一种网络的级联状态^[7-9]。级联状态在网络中表现出暂时性和动态性,且对风险传染同时存在分散和加强两种作用效果:(1)网络级联表现出风险分散效果。冲击中,公司层面特质风险在网络内引发风险传染,级联作用使风险在传染过程中被分散化;(2)网络级联加强风险传染。微观层面的特质风险沿网络传播,使得公司层面风险演变为区域层面风险,并以正向概率向整个网络蔓延,级联致使风险在传播中叠加、放大,而起到加强效果。^[9]不同网络可能由级联分散或者级联加强占据主导,而驱动截然不同的风险传染状态,并直接影响由冲击到系统性风险爆发的周期和规模。无论网络节点的关联关系还是冲击本身都呈现出动态特征,因此主导模式可能受到网络结构特征^[10]和外部冲击规模^[8]影响,会根据样本和期限有所不同,尚无法生成一般性结论^[5]。

作为金融体系日渐完善的新兴系统,中国行业层面的业务交叉日趋复杂,风险传染导致的严重经济后果被监管部门日益重视。2023年11月的中央经济工作会议再次明确提出“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”,并再一次强调“防范风险跨区域、跨市场、跨境传递共振”。在中国市场中应用动态化的网络研究级联效应对于风险传染的作用效果,对于中国金融稳定建设和经济发展至关重要。

进一步,级联效应对风险传染及系统性风险的作用过程受到网络拓扑结构特征和外部冲击的影响呈现差异化作用机制。现有研究认为网络多度关联包含直接关联和间接关联两种途径:直接关联来源于多节点共同的风险暴露,直接关联占据主导的网络结构会造成网络状态的快速变化;而间接关联占据主导的网络,其状态变化具有持久性。在关联结构差异的制约下,级联效应对风险传染的作用亦可分为风险敞口多点暴露带来的风险激增——直接关联;或是节点间蔓延式的风险扩散——间接关联^[11]。在特定的网络中,哪种作用模式占据主导直接影响网络中风险传染速度和调控政策制定。中国作为全球最大的新兴市场,进一步探究网络级联在此过程中的作用机制,对于监管部门进行更加准确的风险识别和设计合理的风控政策截断具有重要意义。其研究结果不仅关系到中国自身的金融稳定,亦为更多新兴市场提供进一步经验证据。

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模型构建时变有向复

杂网络,以刻画行业间资产动态关联关系。我们通过计算节点动态关联性及拓扑结构特征,在论证中国行业间网络级联效应作用的基础上,进一步分析了风险传染过程及其扩散机理。本文的贡献主要体现在以下方面:首先,本文论证了中国行业间市场级联效应对风险传染的作用关系。网络级联发生在冲击时期,该时期跨度短、网络动态特点突出且节点间关联强度高,因此我们从数据选取、模型构建以及估计方法三个方面实施研究设计,以保证对于级联估计的稳健性。相比较于现有财务数据网络,本文基于股票市场数据,克服了数据低频滞后,尤其是对短期时变信息的遗漏问题;相比聚焦银行及其他金融机构的网络,本文行业间网络完整刻画了风险跨行业级联信息;相比基于滚动窗口的时变估计方法,本文采用的 TVP-VAR 基于贝叶斯的 MCMC 估计方法使时变参数模型在构建过程中既包含了历史先验信息,又涵盖了当期数据所代表的最新市场状态,从网络结构动态演化的角度能够更好的捕捉冲击时期的实时级联跳变。同时, 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,估计结果更加稳健并具有持续性^[12,13]。借助以上设计优势,我们能够更准确捕捉冲击时期网络内可能出现的高精度、多维度、交叉关联状态,以此论证中国行业间网络级联效应对风险传染的作用形式。第二,我们进一步分析了中国行业间网络拓扑结构在网络级联影响系统性风险传染过程中的调节机制,并通过异质性分析挖掘了中国行业间网络不同时期、不同类型节点的关联特征对系统性风险传染影响的作用机理及非对称性。与众多网络研究中对于重要节点的识别不同,我们区分了网络直接关联与间接关联对级联效应影响风险传染过程的作用差异,揭示了中国行业间网络市场敏感性较高、缓冲期较短、以直接关联为主导的多节点共同风险暴露特征。并且在剔除反向因果和遗漏变量造成的潜在内生性问题之后,该结论仍然成立。在整体网络的基础上,我们进一步对行业属性进行细分以探究风险传染机制的差异。证实了周期性行业和金融行业在关联网络中的核心位置以及更强的直接传染能力。另外,通过对市场危机时期的识别和划分,我们发现在危机期间网络级联效应对风险传染的促进作用更为明显,但行业间网络的直接关联属性和风险传递特征却在整个时间范围内不存在明显差异。本文的研究结论为监管机构的风险防控系统设计和重点行业的早期风险识别预警提供了重要参考价值。

2 文献回顾与研究假设

2008 年次贷危机发生后,研究界开始认同系统性风险是经济系统表现出的大范围扩散的负外部性^[4],特定风险的强度和风险传染程度相叠加组成了系统性风险^[1,2]。风险传染的准确测度^[3],能够更好的防止系统性风险“大范围、广泛扩散”^[14-16]。

该方向研究主要经历了两个阶段:第一阶段,条件风险价值方法是颇具代表性的一类研究。Adrian 和 Brunnermeier^[4] 开创性的设计了条件风险价值 (CoVaR),通过尾部依赖测度这种负外部性,将个体机构和宏观市场各自作为条件,测度系统性风险影响幅度或贡献水平。该范围的研究专注识别出系统重要性机构^[17],量化系统性风险的边际贡献。该类研究从宏观、系统整体角度出发,而非具体部门之间的交互反馈和错综复杂的风险传染过程^[18]。CoVaR 之后,虽然也出现了刻画个体风险特征的 MES^[19], SRISK^[20] 等研究,但它们与 CoVaR 具有近似的框架特点,并不专注于风险传染的细节过程。

随着监管部门对风险控制精确性需求的增加,第二阶段网络分析视角开始逐步发展。网络视角通过不同来源数据构建网络节点,以节点间关联性构建连边生成风险传染网络^[7,21],以刻画众多个体之间系统性风险外部性的扩散过程。目前该视角下的网络有两类数据来源:一类是财务业务来源,通过公司间交易和财务特征构建网络,多以模拟手段完成研究对象间关联性测度和银行破产过程^[22]。Tanna 等^[23] 利用银行间资产负债表数据构建具有“核心-边缘”结构网络,发现核心银行的数量增加有助于增强整体网络对风险传染的韧性。但陈暮紫等^[24] 基于贷款损失率和资产折价率的网络,却发现中国银行间“中心-边缘化”网络结构会在压力期间增加系统的脆弱性、放大风险传染规模并增加破产银行数量。但该类研究多聚焦银行网络,且不涉及实时财务往来信息,数据的低频性往往导致结果的滞后,无法进一步满足风险控制对及时性的需求^[25]。另一类来源于市场信息,通过实时市场交易价格刻画关联网络,可以满足即时和高频的关联性需求^[26-28]。市场信息网络研究经历了一个由静态到动态的过程,具有代表性

的静态网络有格兰杰因果网络^[29]、波动率网络^[30]、Network-CoVaR 风险传染网络^[31]等。Chen 和 Sun^[32] 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,以识别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。李靖宇等^[33] 通过波动率网络讨论了多维财务因素对网络风险溢出和溢入的作用差异。Shao 等^[34] 从尾部依赖性的视角,计算大宗商品市场指数与其他行业指数间“两两成对”的 CoVaR 作为风险传染网络,以识别行业风险的直接输出和直接接收节点。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^[35] 借助滚窗法计算节点的时变入度和出度并以此确定不同冲击时期内网络的风险贡献者和接受者,进一步的 Wang 等^[27] 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; Wang 等^[30] 通过多层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。何枫等^[16] 使用了 VAR 模型和方差分解的估计结果,并通过滚动窗口连接,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。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,以克服滚窗法中窗宽选择的主观性误差和数据丢失问题,提高精确度和稳健性^[36]。宫晓莉和熊熊^[37] 通过 TVP-VAR 模型和方差分解的方法构建了特定冲击的特质波动率网络,以识别金融资产网络中波动溢出的特殊作用节点。陈少凌等^[38] 则使用行业股指构建 TVP-VAR 模型,通过提取模型残差和广义方差分解算法识别了时变网络中节点之间的累积风险溢出。第二阶段研究结论多侧重于通过节点排序方式进行网络中“重要性”的定性识别。基于格兰杰因果检验或 network-CoVaR 所构建的关联网络虽然构建了节点和连边,但其指标因果关系或条件关系,立足于二维直接联系测度,并不关注复杂网络中的间接交互,更适合整体视角下的风险测度。TVP-VAR 结合方差分解的方法侧重于提取波动率的方差贡献,以度量节点间关联之外的风险溢出部分,而非冲击下网络时变关联部分。由关联所造成的复杂级联效应对网络风险传染的作用效果仍值得进一步研究和补充。

在动态金融网络中,风险传染是由微观节点的特质风险向宏观网络扩散的过程。网络关联性的增加会增强内部节点的同质性,导致节点之间呈现出资产价格共同运动的级联效应。不同结构的网络内部,这种节点间的作用过程存在差异。现有研究结果集中在系统性风险爆发后系统内部存在级联,也就是危机时期系统存在暂时性强关联^[27,29]。但不同网络呈现的级联效应叠加而强化了风险传染,还是级联效应能够起到分散风险的作用在系统性风险承担和平复中起到关键作用没有进一步的研究结论。Bardoscia 等^[7] 最早从理论层面剖析了级联存在风险分散或加强的不同作用,随着不同的冲击以及网络拓扑结构的改变,网络级联对风险传染也会产生不同方向的影响:一方面级联的形成强化了公司多边联系,形成的利益共同体能够推进个体公司的经营表现,在风险冲击中增加了风险抵抗能力和风险分散途径,使得冲击在网络传播中逐步消耗。Grant 和 Yung^[5] 通过构造全球大规模公司间的金融网络,分析发现高度级联的网络带来风险分散化效果,在冲击中缩短了损失区间,降低了损失幅度;另一方面,网络中节点也会展现出相似风险敞口,导致节点对冲击敏感性增加,并产生风险叠加作用。Amini 和 Minca^[8] 模拟了银行间违约风险传染,发现在低贷款回收率网络中,级联效应推动了网络中风险传染范围。Paddrik 等^[9] 借助美国 CDS 网络探究了交易对手方敞口的过度关联诱发了连锁违约。相似的风险敞口可能被级联放大,网络连边作为传染路径使冲击在网络内部蔓延推进了风险传染^[39]。Buraschi 和 Tebaldi^[10] 则认为网络中可能存在不同的状态阶段,次临界阶段级联效应能够分散网络风险,而超临界状态将打破原有的分散化作用,形成风险溢价的显著增加。风险传染是由微观节点的特质风险向宏观扩散的过程,级联效应对风险传染的作用效果随样本时间段的选取和不同研究对象所构成的网络环境不同存在差异,影响系统性风险的爆发强度和范围。目前结论随着理论的发展和实证结果的增加正在不断丰富,尚缺乏一致性结论。因此,本文聚焦 2014 年至 2024 年中国市场发展阶段,探究级联效应对中国行业间网络的风险传染存在哪种作用占据主导,并提出研究假设 1:

假设 1a:“级联效应”会加剧该阶段中国行业层面的风险传染,具有正向促进作用。

假设 1b:“级联效应”会减弱该阶段中国行业层面的风险传染,具有负向抑制的分散化作用。

在此基础上, 进一步研究节点相互关联过程中的交互作用形式有助于更好的理解中国行业间网络内部的拓扑结构, 及级联对风险传染的作用机制. 因此, 本文拟进一步探究网络关联特征在级联效应影响风险传染过程中的具体作用机制.

网络拓扑结构会影响整体网络稳定性, 杨子暉等^[40]发现冲击会增强全球金融网络节点的入度、出度, 节点的直接关联推动市场资产价格的共同运动. 杨科等^[41]则发现入度的增加可以使机构间形成风险分散机制; 而高出度中心性则加速风险传染, 显著提升网络内风险总规模. Gong 等^[26]借助主成分分析提炼出向量中心性、邻接中心性作为主要结构指标, 认为中国核心银行的破产会由于网络内部间接关联结构, 扩大风险传染范围. Wen 等^[42]发现欧洲金融机构 Network CoVaR 网络中, 特征向量中心性排序前列的大部分为金融科技类机构, 该类机构在网络内间接关联中承担主要贡献. 不同于直接连通度的计算, Kitsak 等^[43]借助模拟仿真对直接关联和间接关联结构进行了对比, 发现更高间接关联性的中介节点信息传播效率更高. 在直接关联的作用下网络多节点表现一致性运动, 推动系统状态短期迅速变化; 而间接关联作用主导下系统状态的变化则有长期性和持续变化的特点, 两种作用形式在不同的网络结构中存在主导地位的差异^[11]. 如果直接关联在作用过程中占据主导, 那么级联对风险传染的作用周期明显缩短, 网络呈现多节点的共同风险暴露. 直接关联所推进的风险传染具有风险短期激增, 风险迅速爆发的特点, 需要监管部门尽早识别风险类型, 预警共同风险暴露节点, 来应对多节点的短期风险快速激增. 间接关联为主导的风险推进形式具有长期风险蔓延的特点, 这种形式多来源于节点间传导, 共同风险暴露局限于部分节点. 如果网络呈现出间接关联占据主导, 虽然共同风险敞口相对直接关联有所减少, 但节点之间存在持续性风险传播, 需要监管部门设计长期风控方案, 并设置适当的政策截断间接风险传染, 以阻隔风险在网络中的广泛蔓延. 不同网络拓扑结构的理解对关联性的调节作用对于监管部门的政策制定和风险管理机制设计至关重要. 我们选择邻接中心性、中介中心性、向量中心性代表间接关联的衡量指标; 连入中心度、连出中心度代表直接关联的度量指标, 以其作为调节变量, 探究在中国行业间风险传染中何种形式占据主导, 以此精细化管理部门的风险防控手段和政策形式. 据此本文提出假设 2:

假设 2a: 节点间的直接关联对“级联效应”起调节作用, 推动危机时期风险传染的快速激增或下降.

假设 2b: 节点间的间接关联对“级联效应”起调节作用, 推动危机时期风险传染的逐步积累放大或逐渐减弱消失.

基于以上理论框架和研究假设, 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时变影响机理. 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, 讨论了网络级联、网络结构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

为了测度中国股市行业间的网络级联效应, 本文采用 TVP-VAR 模型估计行业指数收益率¹的时变系数矩阵作为反映行业间资产价格共同运动的动态邻接矩阵^[44]. 并以此为基础构造时变复杂网络. 定义 $G_t(E_t, V)$ 为生成的第 t 期网络结构, 由节点集 V 和连边集和 E_t 构成. 本文中 V 为确定的研究样本行业. 连边集合 E_t 包含第 t 期节点间的有向关联关系, 我们利用 TVP-VAR 模型估计得到的时变系数矩阵作为动态网络有向边的邻接矩阵 E_t . 我们采用基于贝叶斯法则生成后验分布的 MCMC 方法对模型的时变系数更新^[45,46], 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, $\epsilon_t \sim N(0, \Omega)$:

¹ 行业指数收益率均在 5% 的显著性水平上满足平稳性要求, 更多关于行业指数的描述性统计和平稳性检验的细节如附录所示

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

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.

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

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^[47]. 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.

定义样本向量 $\mathbf{y} = y_t^n$, $\omega = (\Sigma_{\beta}, \Sigma_{\alpha}, \Sigma_h)$. 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 $\pi(\beta, \alpha, \omega | \mathbf{y})$: 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 $\alpha|\beta, h, \Sigma_\alpha, y$ 从正态分布中生成、 $h|\beta, h, \Sigma_h, y$ 表示随机波动、 $\Sigma_\beta|\beta; \Sigma_\alpha|\alpha; \Sigma_h|h$; 由共轭先验下的逆 Gamma 分布中生成.

对于动态网络的构造方法, Antonakakis 等^[48] 提出时变参数向量自回归模型并结合的溢出指数构建方法^[49] 衡量节点间的溢出效应. 在每一次 MCMC 抽样中, 都可以得到时变参数向量 α_t, β_t, h_t 的随机样本. 不同于对波动率溢出的研究^[50,51], 本文关注变量之间时变关联. 我们参考 [50] 选取时变参数向量 β 作为邻接矩阵构造有向加权网络捕捉行业间资产价格共同运动的交互关系, 度量受外部冲击下变量变化受其自身或系统中其他变量的影响程度. 其方向性来源于估计系数的符号, 权值来源于估计系数的大小. 矩阵元素 β_{ij}^t 反映了行业 i 对行业 j 共同运动作用的方向和解释力度, 其值为正代表风险共振、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. 为了衡量某行业对网络整体产生级联效应的影响, 我们以 t 期单个行业对其他行业估计系数等权平均值 $\beta_{i,t}$ 作为度量该行业第 t 期在整个网络共同运动驱动程度——级联效应的代理变量.

为了进一步探究金融复杂网络内的风险传染机制, 本文借鉴^[42,44,52-54] 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、中介中心性、向量中心性²、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, 探究网络的直接关联或间接关联对系统性风险传染的调节效果. 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.
中介中心性	BC	$BC_j = \frac{1}{(N-2)(N-1)} \sum_{k,l} \frac{N_{kl}(j)}{N_{kl}}$	其中 N_{kl} 表示节点 k 和 l 之间的最短距离, $N_{kl}(j)$ 表示通过 j 的最短距个数. 网络中更高的中介中心性意味着更强的信息传导能力.
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

为了获得动态网络中风险传染整体水平的测度, 本文采用被广泛认可的 DCC-GARCH-Network- ΔCoVaR 作为行业间风险传染的代理变量^[4,31,35]. 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:

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

² 全称特征向量中心性, 参考文献中对该指标的简称方式, 简称“向量中心性”与其他调节变量名称长度统一.

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

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

$CoVaR_q^{j|i}$ 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:

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

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- $\Delta CoVaR$ 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 $\Delta CoVaR_{q,t}^{j|i}$ 作为 Network- $\Delta CoVaR$ 中的第 i 行 j 列个元素. 为了测度整个网络中风险传染水平, 我们以行业对行业在险价值水平的等权重平均值作为度量:

$$\Delta CoVaR_{i,t} = \frac{1}{n} \sum_{j=1, \neq i}^n \Delta CoVaR_{q,t}^{(j|i)} \quad (23)$$

3.3 网络关联对系统性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.

为进一步讨论不同网络结构对网络关联性影响风险传染的作用机, 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: $EC \times Con$, $CC \times Con$, $BC \times Con$, $IDC \times Con$, $ODC \times Con$ 构建了机制检验的调节效应模型如公式25所示:

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

其中 $Cen_{i,t}$ 是网络特征变量, 别表示节点的向量中心性、中介中心性、邻接中心性、连入中心度和连出中心度, 其中向量中心性 (EC)、中介中心性 (BC)、邻接中心性 (CC)、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输出. 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, 以对数收益率构建行业间时变关联复杂网络. 控制变量方面本文同时考虑行业内部因素和宏观系统性因素. 对于行业内部因素本文选取行业规模 (Size)、行业盈利状况 (ROE)^[56,57], 行业平均杠杆率 (Leverage)^[58], 行业平均换手率 (Turnover) 以及行业平均流动性状况 (ILL)^[59] 作为控制变量. 已有研究表明, 规模越大的行业由于大而不倒的现象更有可能成为风险传染的来源方, 同时具有更优盈利状况、流动性状况, 更低负债率的行业其内在价值更稳定, 风险水平更小. 指标计算样本共包含 A 股 11 项行业 5353 家上市公司. 行业指数换手率由 Wind 数据库直接获取, 参考吴金宴和王鹏^[56] 的做法, 其余行业内部指标的计算使用行业内上市公司的相关指标按流通市值加权平均获得. 对于宏观系统性因素, 本文选取宏观市场违约风险、利率风险作为宏观经济形式和市场不确定性的代理变量, 同时选取 S&P500 指数收益率作为全球市场趋势的代理变量, 用以度量全球经济波动对本国市场系统性风险水平的影响^[4,60]. 本文中指数交易数据以及宏观控制变量数据来自 Wind 数据库、相关企业财务指标数据来自 CSMAR 数据库. 由于财务数据的频率为季度, 因此对于以财务指标计算而来的变量采用前向填充的方式扩充为月度、其它变量的原始频率均为日度. 对于日频数据, 为消除其中存在的短期噪声以及消除指标之间数据频率差异, 在月内按等权重平均法将日度数据重采样为月频数据. 由于 TVP-VAR 模型的估计系数具有噪声小、变化平稳的特点, 因此进行月度等权平均法即可比较好的反映当月内网络节点的平均关联程度. $\Delta CoVaR$ 、及宏观利率变量数据参考 Adrian 和 Brunnermeier^[4] 研究, 采用月度等权平均法能够保证数据特征的合理刻画. 对于宏观控制变量的处理, 本文认为外部宏观环境会对核心解释变量: 不同行业间的级联效应造成不同影响. 因此在这里我们参考^[61] 的做法使用 t 期宏观解释变量 X_t 和当期核心解释变量 $Con_{i,t}$ 取交乘项作为对应宏观解释变量的代理变量 $X_{i,t}$. 在补充控制变量的同时, 消除由于未考虑宏观外部因素导致的模型核心解释变量的测度误差问题, 具体定义见表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	级联效应	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	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.
	中介中心性	BC	中介中心性用于衡量节点的信息传递能力, 网络中节点的中介中心性更高意味着该节点的信息传递能力越强.
	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	规模	$Lnmv$	行业内所有企业总市值加总的自然对数.
	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.
	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.
	换手率	$Turnover$	行业指数交易换手率
	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.
	违约风险	$DefaultRisk$	十年期国债和十年期 AAA 级企业债到期收益率利差的变化.
	利率风险	$InterestRisk$	衡量宏观环境利率风险, 以三月期国债到期收益率的变化表示.
	全球市场趋势	$S\&P500$	衡量全球经济形式变化情况, 以月度 S&P500 指数收益率表示.

4.2 风险传染及级联的时变特征

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 $\Delta CoVaR$ 结果, 代表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上的风险传染水平. 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.

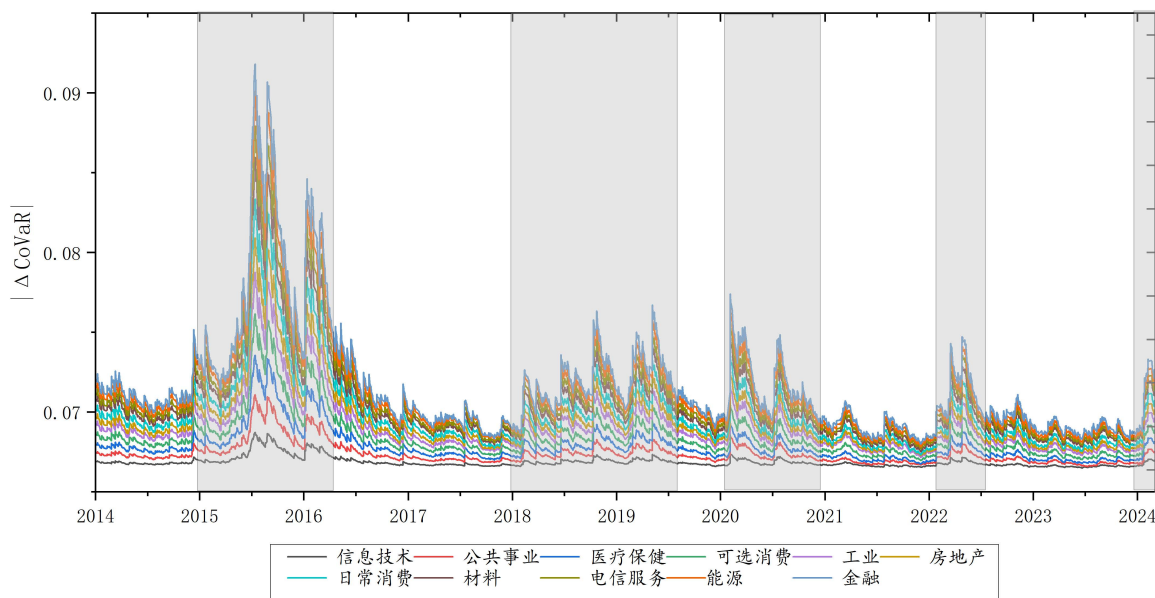


图 1 行业风险传染水平

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^[38] 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^[5,7]. 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.

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 (4) 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 0.124 和 0.127, 并在 1% 的显著性水平下显著. 列 (2),(3),(5),(6) 中分别讨论了滞后一期和二期的级联效应对系统性风险传染的影响, 可以看出, 行业间的级联效应对系统性风险传染的加剧具有稳健的预测效果, 且随着滞后阶数的减小, 预测效果逐渐增强. 因此假设 1a 成立, 说明网络中的级联效应会正向促进风险传染. 由控制

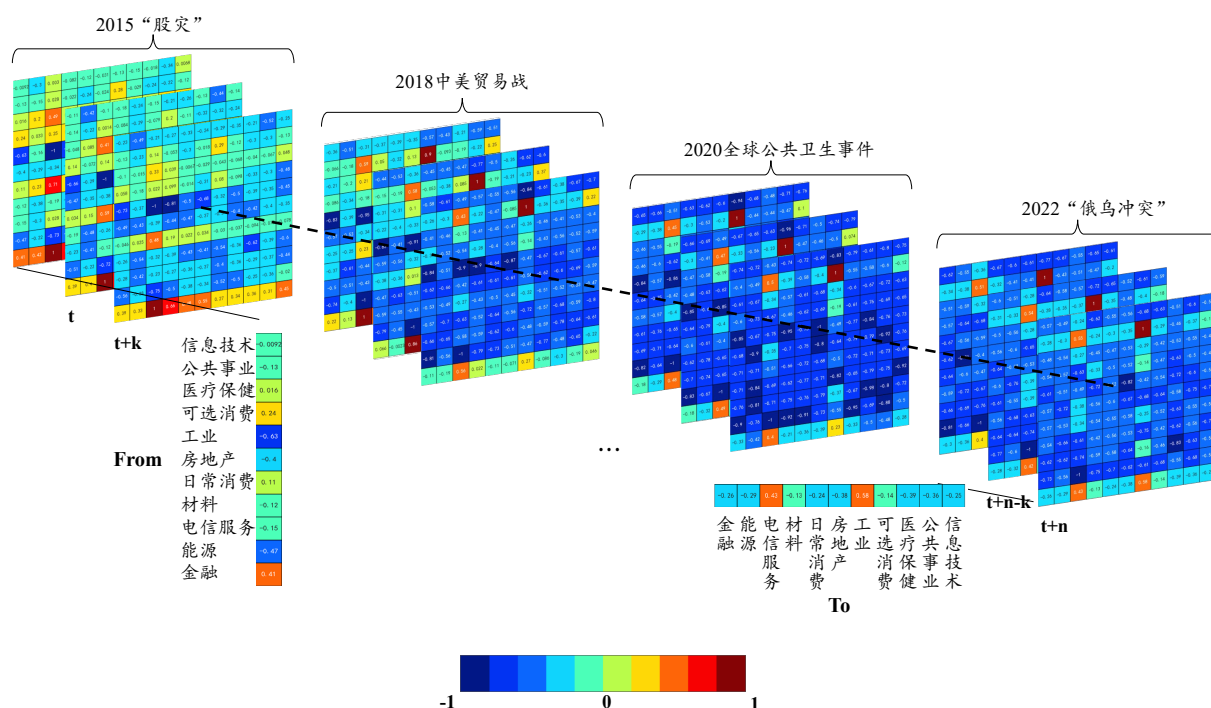


图2 四次冲击区间内 11 项行业间动态关联

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^[62]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. 对于宏观控制变量的实证结果, 系统层面的违约风险和利率风险与风险传染具有正相关关系, 但由于本文的被解释变量是基于行业指数收益率构建的, 股票市场作为宏观经济的晴雨表会及时对当前宏观环境的变化做出反馈. 本文通过时变风险传染的测度方法在计算中已囊括了当期行业指数收益的最新信息, 因此模型中的宏观解释变量在修正部分测度误差的基础上对被解释变量已无明显的预测效力. 与此类似的, 海外市场走势与中国市场内的风险传染水平相关性则更弱, 说明中国场所构成网络的状态对内部结构的变化相较于外部环境更加敏感.

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)、向量中心性 (EC)、中介中心性 (BC)、连入中心度 (IDC) 和连出中心度 (ODC) 四项指标的时变结果.

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^[41]研究具有一致性指向. 基于表3中的实证结果, 级联效应会正向促进风险传染. 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^[6]. 在节点间以直接关联关系为主导的网络中, 节点具有相似的风险敞口. 当遭遇来自外部的冲击, 风险传染来自节点的直接作用. 这种拓扑结构导致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. 相反, 在以间接关联为主导的网络中, 节点具有一定的吸收特征^[5], 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, 表现为间接关联主导.

表 3 基准回归结果分析

	$\Delta CoVaR$					
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
Con	0.124*** (5.83)			0.127*** (5.83)		
Con.Lag1		0.121*** (5.66)			0.124*** (5.65)	
Con.Lag2			0.118*** (5.47)			0.120*** (5.45)
Lnmv				0.061* (1.84)	0.061* (1.82)	0.060* (1.80)
ILL				300.264 (0.14)	289.227 (0.13)	281.759 (0.13)
ROE				-0.511** (-2.26)	-0.512** (-2.25)	-0.513** (-2.25)
lev				-0.560** (-2.35)	-0.561** (-2.34)	-0.563** (-2.33)
turnover				-0.048** (-3.05)	-0.049** (-3.05)	-0.049** (-3.06)
Default Risk				0.164 (0.13)	0.090 (0.07)	0.286 (0.22)
Interest Risk				0.322 (0.51)	0.193 (0.28)	0.118 (0.17)
SP 500				0.004 (0.02)	-0.007 (-0.03)	-0.000 (-0.00)
_cons	0.988*** (45.63)	0.990*** (45.35)	0.993*** (45.10)	-0.385 (-0.40)	-0.372 (-0.38)	-0.364 (-0.37)
Industry	YES	YES	YES	YES	YES	YES
Month	YES	YES	YES	YES	YES	YES
N	1353	1342	1331	1347	1336	1325
adj. R^2	0.845	0.844	0.844	0.847	0.847	0.846

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)-(3) 的结果显示向量中心性、邻接中心性和中介中心性与行业关联的交乘项回归系数均不显著, 说明行业间的间接关联并不会影响级联效应对风险传染的正向推动效果³。列 (4) 和列 (5) 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表现为由直接关联导致的快速激增机制。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水平大幅度激增 (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 2a 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, 具有更强直接关联特征的网络结构应该注重风险的早期预警机制设计, 将级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而造成资产价格的联动下跌。

³按照同样的方法, 我们也进行了滞后一期变量的机制分析估计, 其结果依然稳健的支持原有结论。考虑到篇幅的原因结果可在附录中查看。

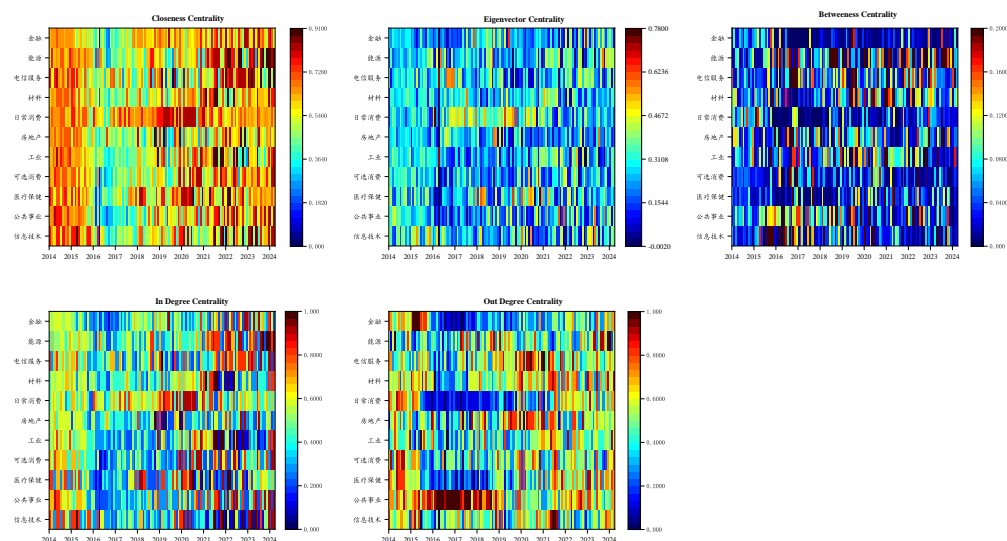


图3 时变网络拓扑结构特征指标

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^[29]; 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^[63], 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现股票市场中存在着“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^[44] 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^[64] 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. 参考张可云和朱春筱^[65] 的做法, 本文利用 γ_{ij}^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. 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关联的其他行业, 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 4 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 4 列 (1) 展示了两个工具变量在第一

表 4 机制分析

	$\Delta CoVaR$				
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
<i>Con</i>	0.125*** (5.76)	0.124*** (5.66)	0.129*** (5.95)	0.124*** (5.68)	0.132*** (6.12)
<i>EC</i>	-0.011 (-0.14)				
<i>EC</i> \times <i>Con</i>	-0.094 (-1.40)				
<i>CC</i>		-0.112 (-1.23)			
<i>CC</i> \times <i>Con</i>		-0.069 (-1.20)			
<i>BC</i>			-0.187 (-1.17)		
<i>BC</i> \times <i>Con</i>			0.203 (1.57)		
<i>IDC</i>				-0.032 (-0.61)	
<i>IDC</i> \times <i>Con</i>				-0.055 (-1.35)	
<i>ODC</i>					0.124** (2.31)
<i>ODC</i> \times <i>Con</i>					0.150*** (4.25)
_cons	-0.353 (-0.37)	-0.317 (-0.33)	-0.357 (-0.37)	-0.333 (-0.34)	-0.305 (-0.32)
Controls	YES	YES	YES	YES	YES
Industry	YES	YES	YES	YES	YES
Month	YES	YES	YES	YES	YES
N	1347	1347	1347	1347	1347
adj. <i>R</i> ²	0.847	0.847	0.848	0.847	0.850

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.

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级联程度^[12,66]. 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,

表 5 内生性处理

	工具变量法		自然实验法	
	<i>Con</i> (1)	$\Delta CoVaR$ (2)	$\Delta CoVaR$ (3)	$\Delta CoVaR$ (4)
<i>Con</i>		0.841*** (5.49)		
<i>DesCon</i> × <i>Covid</i>			0.086** (2.01)	0.102* (2.35)
<i>GeoDis</i>	-71.137*** (-6.62)			
<i>GeoLocal</i>	0.048*** (5.25)			
Controls	Yes	Yes	No	Yes
Industry	Yes	Yes	Yes	Yes
Month	Yes	Yes	Yes	Yes
N	1337	1337	1337	1337
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。

与各行业特征无关。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%⁴, 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^[67]。

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 0.167 和 0.218, 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

⁴关于系数的经济效应计算方法参考方意, 刘江龙^[57]。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; 0.102/1.098=0.093。

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, 该风险将呈现一种冲击对周期性行业形成更强影响。对于中国行业网络, 由于直接关联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), (4) 所示。金融行业的级联效应 (0.181) 比非金融行业 (0.043) 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 (0.412), 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^[57], 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。

在以直接关联为主导的中国行业间网络中, 行业间缺少风险分散, 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冲击的作用。也就是说, 由于冲击形成的直接关联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)
Con	0.167*** (5.25)	0.083** (3.06)	0.181* (1.93)	0.043* (1.75)	0.196*** (4.84)	0.052*** (5.38)
ODC \times Con	0.218*** (5.82)	-0.044 (-0.67)	0.412*** (6.79)	0.019 (0.37)	0.185** (2.98)	0.031* (1.89)
_cons	-4.792** (-2.03)	3.460** (3.02)	26.730* (1.86)	1.150 (1.05)	-0.996 (-0.47)	-0.616 (-1.56)
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. R^2	0.910	0.805	0.952	0.833	0.872	0.924
经验 p 值 Con	0.065		0.04		0.000	
经验 p 值 ODC \times Con	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关联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(0.196)具有显著的促进作用。在我国以直接关联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,中国行业间的级联效应正向促进了风险传染,且网络中节点之间的直接关联将推动系统内风险传染的快速激增。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冲击作用。在冲击作用中,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邻接矩阵作为行业间网络级联的测度指标。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,即网络级联效应的增加会促进市场内的风险传染;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 ΔCoVaR 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。

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,在中国行业间关联网络中“大而不倒”和“太关联而不倒”两种现象同时存在。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的风险传染由直接关联主导,节点遭遇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

表 7 稳健性检验

	$\Delta CoVaR$					
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
TVVAR			0.438** (2.32)	0.005 (0.05)		
Con	0.006* (1.92)	0.005** (1.98)			0.085** (2.05)	0.118*** (5.50)
Lnmv	0.015*** (4.55)	0.013** (3.06)	-0.375*** (-9.12)	0.030 (0.91)	-0.375*** (-9.11)	0.076** (2.31)
ILL	812.138** (2.63)	682.606** (2.57)	793.092 (0.20)	130.084 (0.06)	804.060 (0.20)	516.005 (0.24)
ROE	-0.012 (-0.43)	-0.069** (-2.47)	-0.620* (-1.66)	-0.505** (-2.20)	-0.652* (-1.74)	-0.429* (-1.92)
Lev	0.038 (1.09)	-0.023 (-0.77)	-2.379*** (-5.36)	-0.479** (-1.99)	-2.471*** (-5.55)	-0.482** (-2.05)
Turnover	-0.001 (-0.85)	0.004** (2.06)	0.254*** (11.42)	-0.054*** (-3.35)	0.247*** (10.61)	-0.041** (-2.62)
Default Risk	0.110 (0.69)	-0.011 (-0.07)	1.611 (0.78)	0.420 (0.34)	1.552 (0.76)	0.164 (0.13)
Interest Risk	-0.036 (-0.45)	0.092 (1.17)	0.280 (0.27)	0.052 (0.08)	0.415 (0.40)	0.298 (0.48)
SP&500	0.010 (0.44)	-0.017 (-0.73)	-0.827** (-2.76)	0.057 (0.29)	-0.843** (-2.81)	-0.015 (-0.08)
PE					0.000 (1.00)	-0.000** (-3.11)
PB					0.008 (1.35)	-0.017*** (-5.23)
CTM					0.000 (0.84)	-0.000 (-1.16)
_cons	-0.528*** (-5.69)	-0.443*** (-3.69)	12.730*** (10.73)	0.585 (0.60)	12.677*** (10.66)	-0.763 (-0.80)
Industry	YES	YES	YES	YES	YES	YES
Month	YES	NO	YES	NO	YES	NO
N	1347	1347	1347	1347	1347	1347
adj. R2	0.246	0.496	0.424	0.843	0.423	0.852

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.

中国行业间网络风险传染表现为以直接关联为主导的作用机制, 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, 该类网络存在直接关联结构, 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,以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] Zedda S, Cannas G. Analysis of banks' systemic risk contribution and contagion determinants through the leave-one-out approach [J]. *Journal of Banking & Finance*, 2020, 112: 105160.
- [2] Kapinos P, Kishor N K, Ma J. Dynamic comovement among banks, systemic risk, and the macroeconomy [J]. *Journal of Banking & Finance*, 2022, 138: 105894.
- [3] Oh D H, Patton A J. Modeling Dependence in High Dimensions With Factor Copulas [J]. *Journal of Business & Economic Statistics*, 2017, 35(1): 139–54.
- [4] Adrian T, Brunnermeier M K. CoVaR [J]. *Social Science Electronic Publishing*, 2016, 106(7): 1705–41.
- [5] 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.
- [6] 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.
- [7] Bardoscia M, Barucca P, Battiston S, et al. The physics of financial networks [J]. *Nature Reviews Physics*, 2021, 3(7): 490–507.
- [8] Amini H, Minca A. Inhomogeneous Financial Networks and Contagious Links [J]. *Operations Research*, 2016, 64(5): 1109–20.
- [9] Paddrik M, Rajan S, Young H P. Contagion in Derivatives Markets [J]. *Management Science*, 2020, 66(8): 3603–16.
- [10] Buraschi A, Tebaldi C. Financial Contagion in Network Economies and Asset Prices [J]. *Management Science*, 2023, 70(1): 484–506.
- [11] Li Y, Chen S, Goodell J W, et al. Sectoral spillovers and systemic risks: Evidence from China [J]. *Finance Research Letters*, 2023, 55: 104018.
- [12] 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.
- [13] Wen D, Wang Y. Volatility linkages between stock and commodity markets revisited: Industry perspective and portfolio implications [J]. *Resources Policy*, 2021, 74: 102374.
- [14] Allen F, Carletti E. What Is Systemic Risk? [J]. *Journal of Money, Credit and Banking*, 2013, 45: 121–7.
- [15] Acemoglu D, Ozdaglar A, Tahbaz-Salehi A. Systemic Risk and Stability in Financial Networks [J]. *The American Economic Review*, 2015, 105(2): 564–608.
- [16] 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 Feng, HAO Jing, TAN Dekai, WANG Ziwei. Chinese financial markets connectedness and systemic risk identification. *Systems Engineering — Theory & Practice*, 2022, 42(2): 289–305
<https://doi.org/10.12011/SETP2020-3157>
- [17] 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): 54–64.
Zhou A M, Han F. Research on the risk spillover between stock and exchange rate markets—Based on the GARCH-TVP Copula-CoVaR model[J]. *Studies of International Finance*, 2017(11):54–64.
- [18] 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 Z H, Chen Y T, Lin S H. A Literature Review of Systemic Risk: Status, Development and Prospect [J]. *Journal of Financial Research*, 2022, 499(1): 185–217.
- [19] Acharya V, Pedersen L H, Philippon T, et al. Measuring Systemic Risk [J]. *Review of Financial Studies*, 2017, 30(1): 2–47.
- [20] Brownlees C, Engle R F. SRISK: A Conditional Capital Shortfall Measure of Systemic Risk [J]. *Review of Financial Studies*, 2016, 30(1): 48–79.
- [21] 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>

- [22] 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.
- [23] Tanna S, sui P, Zhou D. Financial Contagion in a Core-Periphery Interbank Network [J]. *European Journal of Finance*, 2019, 26(7–8): 691–710.
- [24] 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, Yang X G. 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
- [25] 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.
- [26] 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.
- [27] 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.
- [28] 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.
- [29] 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.
- [30] 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.
- [31] Chen Y, Mo D, Xu Z. A study of interconnections and contagion among Chinese financial institutions using a ΔCoVaR network [J]. *Finance Research Letters*, 2022, 45: 102395.
- [32] 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.
- [33] 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(1): 296–315.
Li J Y, Guo X Y, Xie Q W, Zheng X L. Influencing factors of the risk correlation of financial institutions: Evidence from random forest fusion [J]. *Systems Engineering — Theory & Practice*, 2024, 44(1): 296–315
- [34] 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.
- [35] 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.
- [36] Xu Q, Yan H, Zhao T. Contagion effect of systemic risk among industry sectors in China's stock market [J]. *The North American Journal of Economics and Finance*, 2022, 59: 101576.
- [37] 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, Xion X. A Study of Financial Risk Contagion from the Volatility Spillover Network Perspective [J]. *Journal of Financial Research*, 2020, 479(5): 39–58.
- [38] 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, Cui J. 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
- [39] Klages-Mundt A, Minca A. Cascading Losses in Reinsurance Networks [J]. *Management Science*, 2020, 66(9): 4246–68.
- [40] 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.
- [41] 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]. *系统工程理论与实践*, 2024, 44(7): 2120–2136
Yang K, Wang J C, Tian F P. Bank network structure and systemic financial risk contagion [J]. *Systems Engineering — Theory & Practice*, 2024, 44(7): 2120–2136
- [42] 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.
- [43] Kitsak M, Gallos L K, Havlin S, et al. Identification of influential spreaders in complex networks [J]. *Nature Physics*, 2010, 6(11): 888–93.
- [44] 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.
- [45] 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.
- [46] 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.
- [47] Bostanci G, Yilmaz K. How connected is the global sovereign credit risk network? [J]. *Journal of Banking & Finance*, 2020, 113: 105761.
- [48] Antonakakis N, Chatziantoniou I, Gabauer D. Refined Measures of Dynamic Connectedness based on Time-Varying Parameter Vector Autoregressions [J]. *Journal of Risk and Financial Management*, 2020, 13(4): 84.
- [49] Diebold F X, Yilmaz K. Measuring financial asset return and volatility spillovers, with application to global equity markets [J]. *The Economic Journal*, 2009, 119(534): 158–71.
- [50] 龚旭, 刘堂勇, 文风华. 国际与中国原油市场间的波动率动态溢出分析 [J]. *管理科学学报*, 2023, (11): 125–41.
Gong X, Liu T Y, Wen F H. Dynamic volatility spillovers between international crude oil futures and China crude oil spot [J]. *Journal of Management Science and Engineering*, 2023, (11): 125–41.
- [51] 宫晓莉, 熊熊, 张维. 我国金融机构系统性风险度量与外溢效应研究 [J]. *管理世界*, 2020, 36(08): 65–83.
Gong X L, Xiong X, Zhang W. Research on Systemic Risk Measurement and Spillover Effect of Financial Institutions in China [J]. *Management World*, 2020, 36(08): 65–83.
- [52] 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: 123448.
- [53] 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, 33: 85–296.
- [54] 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.
- [55] Jia X, Liao W, Zhang C. Commodity financialization and funding liquidity in China [J]. *The North American Journal of Economics Finance*, 2022, 60: 101674.
- [56] 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.
- [57] 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.
- [58] 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
- [59] Amihud Y. Illiquidity and stock returns: cross-section and time-series effects [J]. *Journal of Financial Markets*, 2002, 5(1): 31–56.
- [60] 王纲金, 徐梓双, 谢赤. 中国金融机构关联性与系统性风险贡献研究——基于尾部风险溢出网络视角 [J]. *管理科学学报*, 25(5): 109–26.

- Wang G J, Xu Z S, Xie C. Connectedness and systemic risk contribution of Chinese financial institutions: A perspective from tail risk spillover network[J]. *Journal of Management Sciences in China*, 2022, 25(5): 109–26.
- [61] Huang H-C, Wang X, Xiong X. When macro time series meets micro panel data: A clear and present danger [J]. *Energy Economics*, 2022, 114: 106289.
- [62] 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. Measuring the systemic risk of the financial system in China[J]. *Studies of International Finance*, 2014(6):75–85.
- [63] Duarte F, Eisnbach T M. Fire-Sale Spillovers and Systemic Risk [J]. *The Journal of Finance*, 2021, 76(3): 1251–94.
- [64] 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, 38(11): 34-52.
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
- [65] 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
- [66] 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.
- [67] 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 Chi, HE Huimin, WANG Gangjin, LING Yuxiu. 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

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 滞后一期的调节效应模型结果

	ΔCoVaR				
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
Con.L1	0.126*** (5.74)	0.124*** (5.65)	0.129*** (5.89)	0.124*** (5.67)	0.133*** (6.16)
EC.L1	0.009 (0.10)				
EC \times Con.L1	-0.044 (-0.65)				
CC.L1		-0.079 (-0.86)			
CC \times Con.L1		-0.040 (-0.70)			
BC.L1			-0.015 (-0.09)		
BC \times Con.L1			0.251* (1.93)		
IDC.L1				-0.015 (-0.28)	
IDC \times Con.L1				-0.035 (-0.87)	
ODC.L1					0.204*** (3.81)
ODC \times Con.L1					0.164*** (4.66)
_cons	0.074** (2.20)	0.075** (2.22)	0.073** (2.17)	0.074** (2.18)	0.067** (2.03)
Controls	YES	YES	YES	YES	YES
Industry	YES	YES	YES	YES	YES
Month	YES	YES	YES	YES	YES
N	1347	1347	1347	1347	1347
adj- R^2	0.847	0.847	0.847	0.847	0.851

表 1 Caption

C 行业指数在空间分布上的聚集程度计算方法

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

公式 (C.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.

D 基于分位数回归的 $\Delta CoVaR$ 计算

基于 VaR 的定义, Adrian 和 Brunnermeier^[51] 将 $CoVaR_{q,t}^{i|j}$ 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 $CoVaR_{q,t}^{i|j}$ 是由条件分布的 $q\%$ 分位数所定义的:

$$Pr\left(R^i \leq CoVaR_{q,t}^{i|j} | R^j = VaR_{q,t}^j\right) = q\% \quad (D.1)$$

其中 R^i 表示行业指数 i 的收益率. 为了估计时变的 $VaR_{q,t}^i$ 和 $CoVaR_{q,t}^{i|m}$, 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: $VaR_{q,t}^i = a + bM_{t-1}$ 以及 $CoVaR_{q,t}^{i|m} = c + dVaR_{q,t}^i + eM_{t-1}$ 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 $CoVaR_q^{m|C(X^i)}$ 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. $CoVaR_q^{m|C(X^i)}$ 可以定义为下述条件概率分布的 $q\%$ 分位数:

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

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

$$\Delta CoVaR_q^{m|i} = CoVaR_q^{m|X^i=VaR_q^i} - CoVaR_q^{m|X^i=VaR_{50}^i} \quad (D.3)$$

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

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

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

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

上式中的 VaR_q^i 和 VaR_{50}^i 分别表示行业 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 $\hat{\beta}_q^i$, 再计算出行业 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.