

多层网络视角下产业链风险跨行业传染的 机制研究

钱水土, 尤航, 张潇元

[摘要] 产业链供应链安全稳定是大国经济必须具备的重要特征。本文基于非线性关联视角,通过理论研究和实证分析探讨中国产业链风险传染的作用机制。本文借助交易和股权双重经济关联构造产业链多层网络,结合企业异质性和SIRS传染病模型,建立跨机构、跨行业的风险传染动态理论模型。进一步,结合单指数分位数模型、LASSO-CoVaR方法和TENET模型,生成具有非线性传染特征产业链网络结构,并构造系统性风险指标。理论分析发现,关联强度和交易对手数量均与风险溢出强度正相关,并且当行业之间交易对手数量较多时,行业之间风险溢出程度强于行业内部风险溢出强度。实证研究表明,上游行业是主要风险输出行业,下游行业则是主要风险输入行业;行业内部低于行业之间的风险贡献和暴露,凸显了尾部风险跨行业传染特征;进一步发现,交易与股权关联是产业链风险跨行业传递的主要因素。本文认为,应提升上游行业应对极端冲击的能力,完善高度关联下的风险防控策略,以防范尾部风险的跨行业传递。

[关键词] 尾部风险网络; 产业链; 系统性风险; 非线性网络关联

[中图分类号] F424 **[文献标识码]** A **[文章编号]** 1006-480X(2024)10-0062-19

一、引言

世界百年未有之大变局加速演进,产业链供应链安全问题日益凸显。2008年国际金融危机后,外部需求减少和贸易总额下降加剧了产业结构的重构压力,全球产业链出现暂时冻结风险。现阶段,经济下行压力、贸易保护主义抬头加速了跨国公司供应链多元化布局的进程,为中国制造业与生产性服务业转型升级带来诸多不确定性风险。党的二十大报告明确指出,产业链供应链可靠安全和防范金融风险还须解决许多重大问题;党的二十届三中全会进一步强调,健全提升产业链供应链韧性和安全水平制度。这体现出决策层对产业链供应链安全稳定可靠的高度重视。在此背景下,厘清风险的跨行业传染机制并识别风险传染的薄弱环节,是提升产业链供应链安全水平的先决

[收稿日期] 2024-01-19

[基金项目] 国家社会科学基金重大项目“构建金融有效支持农业高质量发展的体制机制研究”(批准号21ZDA046)。

[作者简介] 钱水土,浙江工商大学金融学院教授,博士生导师,管理学博士;尤航,浙江工商大学金融学院博士研究生;张潇元,浙江工商大学金融学院、泰隆金融学院讲师,经济学博士。通讯作者:张潇元,电子邮箱:xy_zhangz@163.com。感谢浙江工商大学泰隆金融学院项目的资助。感谢匿名评审专家和编辑部的宝贵意见,文责自负。

条件,也是应对国际环境不确定性冲击和畅通国内国际双循环的应有之义。

产业链是一种特殊形式的社会分工生产网络(中国社会科学院工业经济研究所课题组,2021),研究视角众多。相对产业链的垂直结构、韧性等因素,尾部风险尚未引起足够的关注。当发生极端冲击时,尾部风险不仅通过企业(泛指产业链的微观主体)间的关联在行业内部传染,还会在关键行业中集聚,并沿袭产业链的上下游关系进行非对称传导,最终可能演变为整个产业链的系统性风险(Acemoglu et al.,2017)。尾部风险溢出的强度不仅取决于行业间的关联强度,还与各行业在产业链中的相对重要性密切相关(Acemoglu et al.,2012)。

本文基于经济关联和企业异质性构建多层赋权网络模型,探讨产业链尾部风险跨行业传染的理论机制。该模型通过交易关联和股权关联分别刻画产业贸易和并购重组,并借助这两种经济关联,生成产业链尾部风险传染的有向边权重。结合企业异质性,本文进一步构造非线性的时变风险溢出概率。在此基础上,本文结合SIRS传染病模型,动态模拟尾部风险在多层次网络中的演化过程,并通过划分层内传染和层间传染,明确尾部风险在同一行业内的层内传染和跨行业的层间传染路径,揭示尾部风险事件在产业链的动态演化过程及其复杂的跨行业传染特征。

为了在实证中捕捉产业链风险跨行业传染的非线性特征,本文综合考虑了以下方法。条件在险价值(CoVaR)通常用于刻画金融机构间的线性依赖关系,但现实中金融机构和实体企业之间普遍存在非线性的复杂网络关系(范小云等,2021;杨子晖等,2022)。然而,当模型包含过多状态变量时,易引发过拟合风险,甚至陷入所谓“维数灾难”的陷阱,导致模型在样本外的泛化能力下降,从而影响实际应用效果。为克服上述局限性,本文引入半参数化的单指标模型(Single-Index Model, SIM)计算CoVaR,捕捉产业链风险跨行业传染的非线性特征。同时,为提升模型的效率和准确性,本文在SIM中整合了最小绝对收缩和选择算子(LASSO)。LASSO通过正则化机制优化了变量选择过程,提高了大规模数据集的计算效率,有助于避免高维数据引发的负面问题。基于SIM-LASSO-CoVaR方法,本文能够较为准确地刻画风险跨行业传染的非线性特征,并为基于产业链的系统性风险早期预警提供了新的分析工具。

本文使用SIM-LASSO-CoVaR方法并结合TENET模型,将双变量关联拓展到高维状态。研究选取2013—2022年为样本期,以涵盖38个投入—产出行业的348家上市公司为研究样本,建立产业链动态尾部风险溢出网络,进而剖析产业链风险跨行业传染的网络全局特征、行业关联特征及层内与层间的系统性风险特征。此外,本文采用双重固定效应模型估计交易关联和股权关联对系统性风险的影响,并考察了企业异质性特征和宏观结构性变化的调节作用。

本文的边际贡献在于:①从研究视角看,在Acemoglu et al.(2012,2017)的基础上,拓展关联强度与企业异质性在产业链风险传染中的分析。本文将交易关联和股权关联纳入产业链尾部风险传染的分析框架,并综合考虑企业在风险偏好、杠杆水平、违约风险认知、信息披露等维度的异质性特征,构建尾部风险溢出概率,深化了各部门在生产网络中相对重要性及其对尾部风险集聚和传导的分析。②从理论视角看,本文借助SIRS模型构造产业链风险动态传染的理论框架。Garas et al.(2010)将SIRS模型引入全球经济网络,但尚未有研究将该模型扩展至基于产业链的尾部风险领域。本文基于行业内部和行业之间视角构造产业链结构的SIRS模型,为理解风险跨机构、跨行业动态传染机制提供了新的视角。③从实证方法看,本文借助SIM-LASSO-CoVaR方法,构造具有非线性特征和关联强度的系统性风险新指标,并从层内和层间传染维度为尾部风险溢出提供“产业传染”的新视角。少量研究即便解决了非线性动态的缺陷或维度灾难问题,但在后续风险指标的构建中多依赖于机构规模(Härdle et al.,2016;Wang et al.,2018),忽略网络关联性在风险传染中的重要

作用。鉴于此,本文使用SIM-LASSO-CoVaR方法构造产业链网络,利用企业在险价值和企业间关联强度构造系统性风险指标,增强了研究的解释性和应用价值。

二、文献综述

经济关联是企业获取市场信息和经济资源的关键途径,也是企业间风险传染的重要渠道。Elliott and Shen(2015)发现,机构的信用违约使得关联机构遭受损失,并可能引起连锁反应,导致更广泛的违约现象。交易对手关系是微观视角下企业间风险传染的重要渠道之一(Zhang and Zhang, 2022),学者们通过将交易对手关系纳入企业间经济关联的范畴,研究企业间的风险传染机制(Richmond, 2019)。此外,部分学者依据企业资产规模、借贷关系等资产关联视角,分析企业间风险传染的特征(Cabrales et al., 2017; 曾海舰等, 2022; 李冰清和张潇元, 2023)。本文基于企业间的经济关联构造中国产业链的有向赋权网络结构,揭示经济关联在风险传播中的作用。

产业关联是风险跨行业传染的重要途径,而产业贸易、并购重组和企业异质性则是主要驱动因素(杨子暉等, 2023)。首先,产业贸易通过上下游部门间的商品和服务交易构成生产网络,极端冲击沿着产业之间的关联扩散至多个行业(Hertzel et al., 2008; Barrot and Sauvagnat, 2016; Cai and Zhu, 2020; 林晨等, 2023)。其次,并购重组通过整合上下游或同业企业,使得风险在产业链中内生,进而加大了风险冲击的广度和强度(Ahern and Harford, 2014)。最后,企业异质性已被证实对风险传染的路径和速度具有显著影响(Yang and Zhou, 2013; 陈庭强等, 2023),而各行业在产业链中的地位使传染过程复杂化(Acemoglu et al., 2017),进而使得产业链风险传染更加难以预测。本质上,产业贸易通过商品和服务交易在上下游部门建立紧密联系,交易关联因此成为风险传导的重要途径;并购重组将产业链的风险内生,其外在表现的股权关联便成为风险传染的主要机制;异质性因素使得关键部门的风险集聚,并通过不对称传导放大风险的跨行业传染。由此,本文将交易关联和股权关联作为经济关联的主要表现形式,并结合企业异质性构造风险跨行业传染概率。

网络联动性在风险传染中起着放大作用,主要通过网络拓扑结构来捕捉机构间的传染机制。Härdle et al.(2016)以美国金融市场为样本,运用半参数模型建立机构间非线性传染网络,研究美国金融机构的系统性风险。Avdjiev et al.(2019)基于张量分解法提取邻接矩阵,构造一种危机度量的方法。杨子暉等(2022)基于非线性分析框架构建多重网络,研究输入性金融风险跨市场传染的作用机制。尽管已有研究取得了一定进展,但从多层网络关联视角出发,研究产业链结构下企业间风险传染机制的文献相对匮乏。本文以行业内系统重要性企业为网络节点,并基于传染概率搭建中国产业链的有向多层赋权网络结构,旨在分析产业链风险跨行业传染的网络特征。

基于不同研究视角构建风险度量指标的方法被相继提出,如条件在险价值(Adrian and Brunnermeier, 2016)、边际期望损失法(Acharya et al., 2017)、资本缺口法(Brownlees and Engle, 2017)等方法。杨子暉等(2018)分别采用VaR、MES、CoVaR和 Δ CoVaR四种方法评估金融机构和房地产公司的系统性风险贡献。为解决维度灾难问题,部分学者运用LASSO算法识别尾部风险驱动因素,探究系统性风险的特征(Hautsch et al., 2015)。然而,现实的经济金融领域,无论金融机构间或非金融企业间都更倾向于呈现出非线性的复杂网络关系(范小云等, 2021; 杨子暉等, 2022)。杨子暉等(2023)对产业链风险进行了深入研究,但囿于线性模型的使用,无法捕捉资产收益率的非线性特性。考虑到资产收益率的内在非线性波动和不同产业在投入—产出关系中的非对称位置(王勇等, 2022),识别风险传染的非线性特征尤为重要。本文采用SIM、LASSO和CoVaR方法,结合

TENET模型构建产业链结构的时变尾部风险网络,从行业内部和行业之间测度风险溢出的路径和强度,评估行业在系统性风险传染中占据的地位,并度量行业的系统性风险贡献和暴露程度。

现有研究多集中于金融机构或单一行业,而对产业链多重经济关联视角下风险传播的研究相对匮乏。本文主要从以下三个方面拓展了现有文献:①借助交易和股权双重经济关联,构建产业链的有向多层赋权网络结构,并利用企业异质性指标和关联强度指标构造企业间传染概率,进而理论分析风险跨行业传染特征。②借助单指数分位数模型刻画产业链结构下企业间非线性的风险传染,并运用LASSO算法解决产业链的高维性和企业间关联信息不公开等难题。③结合尾部风险网络关联性测度企业的系统性风险,并从行业内部和行业之间两个视角剖析产业链的系统性风险。

三、产业链结构下企业间尾部风险传染的理论模型

本文基于交易和股权双重经济关联生成产业链的多层赋权网络,并结合企业异质性和SIRS模型,构建产业链结构的传染模型,从行业内部和行业之间两个维度,考察产业链尾部风险的动态演变过程和跨行业传递特征。

1. 多层网络定义

有向多层赋权网络是一个有序对 $\Gamma = (\Omega, \varpi, R, E)$, 其中, $\Omega = \{\Omega_1, \Omega_2, \dots, \Omega_m\}$ 表示 m 类不同节点的集合, Ω_h 表示第 h 类节点, $|\Omega_h| = n_h, h = 1, 2, \dots, m$; ϖ 表示由连边的权重构成的矩阵; R 表示二元关系, 当两个节点 u 和 v 满足二元关系 R 时, 存在一条 u 和 v 之间的有向边, 记作 $uv \in E$, 称 u 是有向边的尾, v 是有向边的头; E 表示由网络中的有向边构成的集合。在下文中, 多层赋权网络简称为多层网络, 用符号 Γ 或者 (Ω, ϖ) 表示。

在同类节点形成的子网络中, 即由 Ω_h 中节点形成的网络, 节点 $i \in \Omega_h$ 的层内入邻居是指由属于 Ω_h 的节点构成的集合, 集合中的节点 j 满足 ji 是网络中一条由 j 指向 i 的有向边, 其集合表示为:

$$N_i^{in}(\Omega_h) = \{j | ji \in E \text{ 且 } j \in \Omega_h\} \doteq k_i^{in}$$

其中, 集合 $N_i^{in}(\Omega_h)$ 的势称为节点 i 的度。节点 $i \in \Omega_h$ 的层间入邻居是指由属于 $\Omega \setminus \Omega_h$ 的节点构成的集合, 集合中的节点 $j \in \Omega \setminus \Omega_h$ 满足 ji 是网络中一条由节点 j 指向节点 i 的有向边, 其符号形式为 $N_i^{out}(\Omega_h) = \{j | ji \in E \text{ 且 } j \in \Omega \setminus \Omega_h\} \doteq k_i^{out}$ 。

2. 构建企业的多层赋权网络

假设产业链中共有 n 家企业, 用 $N = \{0, 1, 2, \dots, n\}$ 表示产业链中企业与其他机构的集合, 其中以 0 表示所有与产业链中企业存在股权关联或者交易关联的企业。假设产业链上共有 m 个行业, 用 $\Omega = \{\Omega_1, \Omega_2, \dots, \Omega_m\}$ 表示行业的集合, 其中, Ω_h 表示由第 h 个行业中的企业构成的集合。本文将企业之间的股权关联和交易关联作为企业之间的经济关联, 形成企业间尾部风险的传染渠道。其中, 交易关联反映企业间通过商品和服务贸易形成的产业链依赖, 而股权关联代表通过并购、股权投资等行为建立的资本关系(Cai and Zhu, 2020; 林晨等, 2023; 杨子晖等, 2023)。

令 $s_{ij,t}$ 表示企业 i 在 t 时刻持有企业 j 的股权份额, $S_t = (s_{ij,t})_{n \times n}$ 表示在 t 时刻企业之间股权持有比例的矩阵, 且 $s_{ii,t} = 0$, $V_{i,t}$ 表示企业 i 在 t 时刻的股权总值。令 $l_{ij,t}$ 表示企业 i 在 t 时刻购买企业 j 产品的资金占企业 j 应收账款的比例, $L_t = (l_{ij,t})_{n \times n}$ 表示 t 时刻由 l_{ij} 构成的矩阵, $Q_{i,t}$ 表示在 t 时刻企业 i 应付账款总额, $Q_t = (Q_{1,t}, Q_{2,t}, \dots, Q_{n,t})$ 是由 $Q_{i,t}$ 构成的向量。令 $V_{i,t}$ 表示 t 时刻企业 i 的股权价值, 股权价值等于企业的初始投资与其债务价值的和(Elliott et al., 2014), 则企业价值为:

$$V_{i,t} = \sum_j s_{ji,t} V_{j,t} + \sum_j l_{ji,t} Q_{j,t} \quad (1)$$

用矩阵形式表示式(1),有:

$$V_t = S_t V_t + L_t Q_t \quad (2)$$

对式(2)转化,企业的股权价值表示为:

$$V_t = (I - S_t)^{-1} L_t Q_t \quad (3)$$

其中, I 是单位矩阵,因 S_t 的列和严格小于1,故 $(I - S_t)$ 是严格对角占优矩阵。根据矩阵理论,可知 $(I - S_t)$ 是非退化的。令 $\bar{s}_{ii,t} = 1 - \sum_{j \neq i} s_{ji,t}$, $\bar{S}_t = (\bar{s}_{ii,t})_{n \times n}$ 是对角矩阵, $v_{i,t}$ 表示在 t 时刻企业 i 的市场价值,则 $v_{i,t} = \bar{s}_{ii,t} V_{i,t}$ 。因此, $v_{i,t}$ 可由下式计算:

$$v_t = \bar{S}_t V_t = \bar{S}_t (I - S_t)^{-1} L_t Q_t = H_t L_t Q_t \quad (4)$$

其中, $H_t = \bar{S}_t (I - S_t)^{-1}$ 表示企业之间的股权依赖矩阵。

企业 i 到企业 j 的关联权重定义如下:

$$\alpha_{ji,t} = \frac{s_{ji,t} V_{i,t} + l_{ji,t} P_{i,t}}{V_{j,t}} \quad (5)$$

关联权重指标揭示了风险传递强度。若企业 i 持有企业 j 的股份(即 $s_{ji,t} \neq 0$),当企业 j 遭遇外部冲击时,企业 i 持有企业 j 的股权成为二者间风险溢出的路径。同理,交易关联也是重要的风险溢出路径。本文不考虑企业自身的关联情况,因此,补充定义 $\alpha_{ii,t} = 0$,其中 $i = 1, 2, \dots, n$ 。由关联权重 $\alpha_{ji,t}$ 构成 t 时所有企业关联的分块矩阵 $A_t = (\Phi_{h,t})_{mm}$ 。其中, $\Phi_{hh,t}$ 是在 t 时由第 h 个行业构成的 $n_h \times n_h$ 阶矩阵,表示第 h 个行业内企业间的关联结构, $\Phi_{hl,t}$ 是在 t 时由第 h 个行业和第 l 个行业构成的 $n_h \times n_l$ 阶矩阵,表示第 h 个行业与第 l 个行业企业间的层间关联结构。 $\Phi_{hl,t}$ 的具体形式如下:

$$\Phi_{hl,t} = \begin{bmatrix} \alpha_{11,t}^{(hl)} & \alpha_{12,t}^{(hl)} & \cdots & \alpha_{1n,t}^{(hl)} \\ \alpha_{21,t}^{(hl)} & \alpha_{22,t}^{(hl)} & \cdots & \alpha_{2n,t}^{(hl)} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \alpha_{n_1,t}^{(hl)} & \alpha_{n_2,t}^{(hl)} & \cdots & \alpha_{n_n,t}^{(hl)} \end{bmatrix} \quad (6)$$

其中, $h, l = 1, 2, \dots, m$ 。后文中,在不引起混淆的情况下,使用 $\alpha_{ji,t}$ 代替 $\alpha_{ji,t}^{(hl)}$ 。

根据多层赋权网络的定义,由产业链结构中 m 个行业的 n 家企业构成一个有向多层赋权网络。在此网络中,企业作为节点,企业间的股权和交易关联构成节点间的关联结构。具体而言,在时间 t ,如果企业 i 持有企业 j 的股份,或企业 i 为企业 j 提供中间品时,网络中形成一条由企业 j 指向企业 i 的边,其权重是 $\alpha_{ji,t}$ 。由此,每个行业内部的企业集合形成了网络中的一个子层,而整个产业链的 m 个行业共同构成了包含 m 个子网络的多层赋权网络结构。

3. 构建产业链结构下企业间尾部风险传染模型

企业在信用风险偏好、杠杆水平、风险认知程度、信息披露程度、风险平溢能力、行业地位及关联结构密度等方面存在显著的异质性特征(Yang and Zhou, 2013; 陈庭强等, 2023)。上述异质性因素影响了企业在产业链中的相对重要性及其在生产网络中的风险传染情况,是造成产业链尾部风险传播复杂性的关键因素。尾部风险溢出概率不仅取决于企业间的关联权重,还受到企业异质性特征的调节作用。因此,在关联权重的基础上,本文引入企业异质性因素计算尾部风险溢出概率指标。参数具体定义如表1所示。

表1 模型中参数的含义

符号	含义
ζ	信用风险偏好, $0 < \zeta < 1$ 。 ζ 越高,企业对高风险资产的偏好越强,尾部风险越大
η	杠杆水平, $0 < \eta < 1$ 。 η 越大,企业的财务风险越高,受尾部风险影响也随之增加
μ	风险认知程度, $0 < \mu < 1$ 。 μ 越大,企业识别风险能力越强,受尾部风险影响越小
π	信息披露程度, $0 < \pi < 1$ 。 π 越大,企业透明度越高,降低累积风险带来的尾部冲击
ε	风险平溢能力, $0 < \varepsilon < 1$ 。 ε 越大,企业抵御风险的能力越大,受尾部风险影响越小
e_i	企业的行业地位, $0 < e_i < 1$ 。 e_i 越大,企业尾部风险抵御能力越强
k_h^{in}	第 h 个行业内单层网络中节点的关联度
k_h^{out}	第 h 个行业和其他行业网络间节点的关联度
$\varpi_{i,t}$	企业关联密度等于连边权重 $\alpha_{y_i,t}$ 之和与关联企业数量的比值

为考察产业链风险的跨行业传染特征,本文依据网络结构划分了两种传染模式:层内传染和层间传染。层内传染是在单层网络结构下同一行业内部企业之间的风险传染,而层间传染描述了多层网络结构下不同行业间的风险传染特征。根据这两种情况,本文分别计算行业内部和行业间的企业关联密度影响力,令企业 $h \in \Omega_h$,则其关联密度影响力定义如下:

$$\varpi_{h,t}^{in} = \frac{\sum_{i \in \Omega_h} \alpha_{hi,t}}{k_h^{in}}, \varpi_{h,t}^{out} = \frac{\sum_{i \in \Omega_{\setminus h}} \alpha_{hi,t}}{k_h^{out}} \quad (7)$$

综上,产业链结构下企业 h 的尾部风险溢出概率分为层内和层间风险溢出概率,其定义如下:

$$\omega_{hl,t}^{in} = \alpha_{hl,t} (\varpi_{h,t}^{in} \zeta \eta)^{e+\mu\varepsilon\pi}, \omega_{hl,t}^{out} = \alpha_{hl,t} (\varpi_{h,t}^{out} \zeta \eta)^{e+\mu\varepsilon\pi} \quad (8)$$

每个关联权重 $\alpha_{hl,t}$ 都与唯一的风险溢出概率 $\omega_{hl,t}$ 对应,反之亦然。因此, $\omega_{hl,t}$ 与 $\alpha_{hl,t}$ 之间存在一一映射, $\mathcal{W} = (\omega_{hl,t})_{n \times n}$ 与企业间的多层网络结构形成双射。下文中,使用 $\mathcal{W} = (\omega_{hl,t})_{n \times n}$ 表示产业链网络结构。在此双射下,产业链结构下的风险溢出依赖于企业间的交易关联和股权关联,并通过企业异质性特征进一步调节。信用风险偏好 ζ 和杠杆水平 η 直接作用于 $\omega_{hl,t}$ 在模型中发挥作用, $e + \mu\varepsilon\pi$ 作为行业风险溢出强度指数,能够捕捉风险溢出中的非线性影响。

结合 SIRS 模型,本文刻画不同传染路径下尾部风险的动态演化过程,并作如下假设:①企业数量是固定常数 n 。②企业分为三类:易感类企业(S)、感染类企业(I)、治愈类企业(R)。③初始时刻感染类企业数量为 0,即 $I(0) = 0, S(0) + R(0) = n$ 。在时刻 t ,假设三类节点的相对密度分别为 $s(t), i(t), r(t)$,且满足 $s(t) + i(t) + r(t) = 1$ 。为进一步描述风险传递机制,本文引入三个概念:风险溢出率 ($\omega_{hl,t}$)、治愈率(β)和衰退率(λ)。风险溢出率是考虑到企业异质性影响,通过股权或交易关联,企业将风险传递给关联企业并导致其损失的概率。治愈率指企业通过部门救助等措施,从受感染状态转变为治愈状态的可能性。衰退率表示企业由经营失败等因素从治愈状态转变为易感状态的概率。

本文采用 SIRS 模型来描述风险传递路径,主要是因为其能够结合产业链的多层网络结构、企业的三种状态及其对应的风险溢出概率,从而模拟风险在产业链结构中跨机构、跨行业传递的方式和路径。具体来说,产业链中的企业作为网络节点,企业间通过股权和交易两种经济关联构成网络的有向边,代表风险的传递路径。本文利用产业链网络的经济关联和企业的异质性来构建风险溢出概率,并将其作为传染病模型中从易感类企业向感染类企业转换的概率。当 m 行业中的企业遭遇极端冲击时,尾部风险会通过股权和交易关联传递给相关联的企业,这些关联企业中的易感企业产生损失(初始阶段仅存在易感企业和治愈企业),进而转变为感染类企业。这些感染类企业包括:

m 行业内部及其关联行业的易感染企业,在与感染企业关联后而部分转变为感染状态的企业。新感染企业同样导致部分与其关联的其他行业的易感企业转变为感染企业,风险在产业链结构中进一步扩散;同时,部分治愈类企业在经营过程中转变为易感企业,从而再次面临感染风险。在这一过程中,企业在三种状态间动态转化,风险在产业链结构中动态传播扩散,形成多层次、多路径的动态风险传染网络。图 1 直观地展示了风险跨机构、跨行业的传染过程。

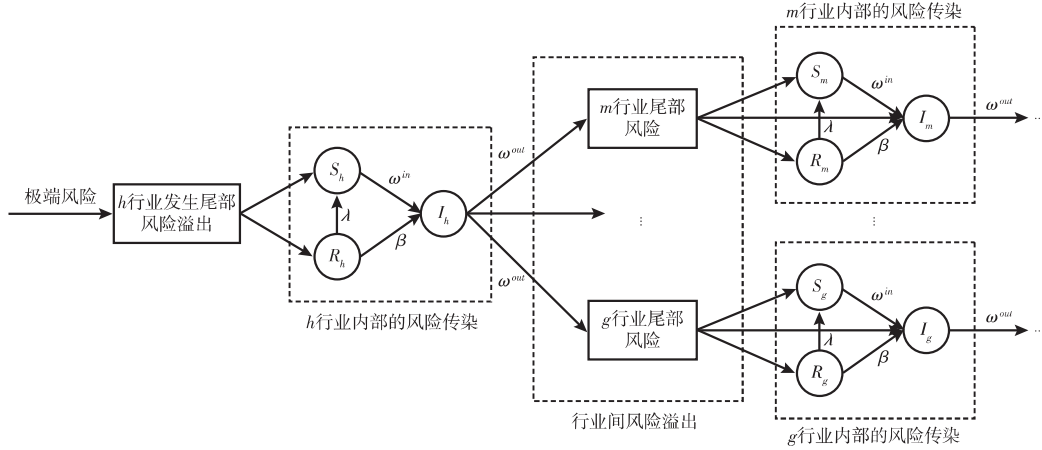


图 1 产业链结构下尾部风险的传染机制

尾部风险导致产业链系统性风险的关键在于行业间的风险溢出,特别是当某些行业的企业具有更高节点度数时,这些行业通过复杂的产业链结构和广泛的股权投资关系,加剧了跨行业传染的广度和强度。因此,本文假设企业节点的度 k 服从幂律分布, $p(k) \sim k^{-\sigma}$, 其中 $2 < \sigma < 3$, 幂指数 σ 反映无标度网络中各节点间联系的紧密程度。 σ 越大,网络中节点之间的联系越稀疏。记 $\bar{k} = \sum_k k p(k)$ 表示网络节点的平均度,则关联密度影响力如下:

$$\omega_{i,t}^{in} = \frac{\sum_{j \in \Omega_i} \alpha_{ij,t}}{\bar{k}^in}, \omega_{i,t}^{out} = \frac{\sum_{j \in \Omega \setminus \Omega_i} \alpha_{ij,t}}{\bar{k}^out} \quad (9)$$

其中, ω_i^{in} 和 ω_i^{out} 分别表示幂律分布下行业内部网络和行业之间网络结构中,在 t 时刻一条边与染病节点连接的概率。 $s_k^h(t)$ 、 $i_k^h(t)$ 、 $r_k^h(t)$ 分别表示度为 k 的第 h 层网络中三类节点的相对密度,对于度为 k 的节点,企业风险传染的动力学方程组如下:

$$\begin{cases} \frac{ds_k^h(t)}{dt} = -k^{in} \omega_i^{in} (1 + k^{out} \omega_i^{out}) s_k^h(t) + \lambda r_k^h(t) \\ \frac{di_k^h(t)}{dt} = k^{in} \omega_i^{in} (1 + k^{out} \omega_i^{out}) s_k^h(t) - \beta i_k^h(t) \\ \frac{dr_k^h(t)}{dt} = \beta i_k^h(t) - \lambda r_k^h(t) \end{cases} \quad (10)$$

ω_i^{in} 主要影响风险在行业内部的传递,反映了企业在行业内部因经济关联导致的风险传播。 ω_i^{out} 主要影响风险在行业之间的传染,表明风险通过跨行业的经济关联在不同行业间的传播机制。因此,以企业之间的经济关联为基础,在 ω_i^{in} 和 ω_i^{out} 共同作用下,形成产业链结构跨机构、跨行业的传染路径。SIRS 模型结合企业异质性,描述了尾部风险在单一行业中的逐步扩散,并且揭示风险如何通过股权和交易链条发生跨行业传染。

4. 风险传染机制分析

本文通过SIRS模型描述尾部风险的跨行业传染路径,能够刻画不同类型企业在动态演化过程中的状态转化。考虑感染类企业存在前提下方程组的解,即 $i_k^h(T) \neq 0$ 时,有以下条件成立:

$$\frac{ds_k^h(t)}{dt} = 0, \frac{di_k^h(t)}{dt} = 0, \frac{dr_k^h(t)}{dt} = 0, s_k^h(t) + i_k^h(t) + r_k^h(t) = 1$$

当只考虑行业内部的传染时, $\omega_i^{out} = 0$,求得微分方程组在稳态 T 时的解:

$$\begin{cases} s_k^h(T) = \frac{\lambda\beta}{k^{in}\omega_i^{in}(\lambda + \beta) + \lambda\beta} \\ i_k^h(T) = \frac{k^{in}\omega_i^{in}}{k^{in}\omega_i^{in}(1 + \beta/\lambda) + \beta} \\ r_k^h(T) = \frac{\beta k^{in}\omega_i^{in}}{k^{in}\omega_i^{in}(\lambda + \beta) + \lambda\beta} \end{cases} \quad (11)$$

当考虑行业之间的传染时, $\omega_i^{out} \neq 0$,求微分方程组在稳态 T 时的解,可得:

$$\begin{cases} s_k^{-hh}(T) = \frac{\lambda\beta}{k^{in}\omega_i^{in}(1 + k^{out}\omega_i^{out})(\lambda + \beta) + \lambda\beta} \\ \tilde{i}_k^{-hh}(T) = \frac{k^{in}\omega_i^{in}(1 + k^{out}\omega_i^{out})}{k^{in}\omega_i^{in}(1 + k^{out}\omega_i^{out})(1 + \beta/\lambda) + \beta} \\ r_k^{-hh}(T) = \frac{\beta k^{in}\omega_i^{in}(1 + k^{out}\omega_i^{out})}{k^{in}\omega_i^{in}(1 + k^{out}\omega_i^{out})(\lambda + \beta) + \lambda\beta} \end{cases} \quad (12)$$

稳态时,仅考虑行业之间风险传染,第 h 个行业的感染类企业占比为:

$$i^h(T) = \sum_k p(k) i_k^h(T) \quad (13)$$

稳态时,同时考虑行业内部和行业之间关联风险,第 h 个行业的感染类企业占比为:

$$\tilde{i}^{-hh}(T) = \sum_k p(k) \tilde{i}_k^{-hh}(T) \quad (14)$$

整个产业链感染类企业的比例为:

$$i(T) = \sum_h \tilde{i}^{-hh}(T) \quad (15)$$

由此,可得关于无标度网络的稳态解。当行业内部或者行业之间的感染类企业数量增加时,行业的系统性风险增加。因此,定义层内和层间系统性风险指标:

$$S^h = f(i^h(T)), S^{hl} = g(\tilde{i}^{hl}(T)) \quad (16)$$

其中, $f(x)$ 和 $g(x)$ 是 x 的递增函数,层内和层间的系统性风险随感染类企业数量的增加而增大。据此,本文提出:

引理1:假设节点的度 k 服从幂律分布,则有:

(1)当 $e + \mu\varepsilon\pi < 1$ 时,受冲击企业的度越大,则违约企业数量越多,层内系统性风险和层间系统性风险越大,即层内和层间系统性风险与企业的交易对手数量正相关, $\partial S^h/\partial k^{in} \geq 0, \partial S^{hl}/\partial k^{in} \geq 0, \partial S^h/\partial k^{out} \geq 0$,且 $\partial S^{hl}/\partial k^{out} \geq 0$;当 $e + \mu\varepsilon\pi > 1$ 时,受冲击企业的度越大,则层内系统性风险和层间系统性风险越小,即层内和层间系统性风险与企业的交易对手数量负相关, $\partial S^h/\partial k^{in} \leq 0, \partial S^{hl}/\partial k^{in} \leq 0, \partial S^h/\partial k^{out} \leq 0$,且 $\partial S^{hl}/\partial k^{out} \leq 0$ 。

(2)企业之间的股权关联和交易关联越强,稳态时层内和层间系统性风险越大,并且随着关联强度的进一步增加,系统性风险会达到一定峰值后趋于稳定,即 $\partial S^h/\partial \omega_i > 0, \partial S^{hl}/\partial \omega_i > 0$,且

$$\partial^2 S^h / \partial \omega_i^2 < 0, \partial^2 S^{hl} / \partial \omega_i^2 < 0。$$

(3) 当 k^{out} 足够大时, 即行业之间交易对手足够多时, 行业之间的风险溢出强于该行业内部的风险溢出。当 k^{out} 足够小时, 行业内部的风险溢出强于该行业对其他行业的风险溢出。

(4) 若企业信用风险偏好或者杠杆水平增加, 行业内部和行业之间的风险溢出减小; 如果企业风险认知程度、信息披露程度或者风险平溢能力增加时, 行业内部和行业之间的风险溢出增大; 违约企业的行业地位越高, 行业内部和行业之间的风险溢出越强。

(5) 行业内感染类企业数量占比 $i^h(T)$ 与幂指数 σ 成负相关, 即 $\partial S^h / \partial \sigma < 0$ 。当高度节点较少时, 行业内部和行业之间的风险溢出强度较弱, 反之, 风险溢出程度较强。

引理 1 阐述不同情境企业异质性下, 交易对手数量对产业链风险溢出效应的影响。当信用风险认知、信息披露或风险平溢能力较低时, 行业内部和产业链结构的风险抑制能力较弱。此时, 增加股权关联或者交易关联的对手数量, 关联结构促使企业发挥风险传播者的角色, 提高层内和层间企业的风险溢出强度, 导致产业链结构的系统性风险增加。然而, 当企业的风险抑制能力较强时, 增加企业之间股权关联或者交易关联的对手数量, 关联结构有助于行业和产业链整体承担溢出风险, 降低产业链结构中层内和层间的系统性风险。本文观点与方意和刘江龙(2023)的研究结论相呼应, 后者指出金融机构的借贷关联网络在常规情况下可增强金融系统稳定, 但在遭遇极端冲击时, 关联网络会加剧风险传染, 金融系统更为脆弱。

在产业链结构下, 行业间关联数量(k^{out})越多, 行业间风险溢出的强度越大。当行业间关联数量足够多, 无论行业内部关联数量如何变化, 行业间的风险溢出程度均强于行业内部。反之, 当行业间关联对手数量较少时, 行业间的风险溢出程度弱于行业内部。这说明, 行业间交易对手数量是影响层间风险传染的重要因素, 行业间关联会加重行业间的传染风险。此外, 当行业内关联数量确定时, 产业链系统性风险随着关联强度的增大而上升, 并在达到峰值后趋于稳定。

四、实证模型设定

为解决 CoVaR 方法捕捉非线性动态的局限性和高维陷阱问题, 本文引入 SIM 和 LASSO 技术提升模型的效率和准确性。进一步, 结合 TENET 模型, 搭建产业链结构的非线性网络, 进而测度产业链结构的系统性风险。

1. SIM-CoVaR 测度企业尾部风险

首先, 采用线性分位数回归估计企业的在险价值 VaR, 其表达式为:

$$R_{i,t} = \alpha_i + \gamma_i M_{t-1} + \varepsilon_{i,t} \quad (17)$$

其中, $R_{i,t}$ 为企业 i 在时间 t 的对数收益率。 M_t 为宏观经济变量, 考虑到信息传递具有滞后性, 对其进行滞后一期处理, 定义详见表 2。分位点 q 处的在险价值估计值 $\widehat{VaR}_{i,t,q}$ 由下式计算:

$$\widehat{VaR}_{i,t,q} = \hat{\alpha}_i + \hat{\gamma}_i M_{t-1} \quad (18)$$

其次, 采用兼具高维变量选择和非线性特征的单指数分位数回归模型(SIM), 构建尾部风险关联网络。具体思路如下: 将(18)式得到的在险价值 $\widehat{VaR}_{i,t,q}$ 代入含有 LASSO 技术的 SIM 模型, 得到企业 j 关于信息集 $A_{j,t}$ 的条件在险价值 $CoVaR_{jA_{j,t},q} (i \neq j)$, 即:

$$R_{j,t} = f(\beta_{jA_j}^T A_{j,t}) + \varepsilon_{j,t} \quad (19)$$

$$\widehat{CoVaR}_{jA_{j,t},q}^{SIM} = \tilde{f}(\hat{\beta}_{jA_j}^T \tilde{A}_{j,t}) \quad (20)$$

表2 变量设定

指标	名称	定义
Panel A: 宏观经济变量		
Liquidity	流动性价差	三个月上海同业拆借利率与三个月国债到期收益率之差
Bond	短期债券利差	三个月国债到期收益率与其滞后一期之差
Term	期限价差	十年国债与三个月国债到期收益率之差
Credit	信用利差	十年AAA级企业债券与十年国债收益率之差
Return	市场回报率	沪深300指数周收益率
Volatility	市场波动率	沪深300指数GARCH(1,1)模型条件方差
GDP	经济发展水平	(本期GDP-上年同期GDP)/上年同期GDP
EPU	经济政策不确定性	Baker et al.(2016)经济政策不确定指数
Panel B: 企业特征变量		
Size	企业规模	总资产的自然对数
Marke	市值账面比	市值与所有者权益的比值
LEV	资产负债率	总资产与所有者权益的比值
ROE	净资产收益率	净利润与所有者权益的比值
Grown	总资产增长率	(本期总资产-上年同期总资产)/上年同期总资产

其中, $\Lambda_{j,t} \equiv \{R_{j,t}, M_{t-1}, E_{j,t-1}\}$ 为信息集, $R_{j,t} \equiv \{R_{1,t}, R_{2,t}, \dots, R_{n,t}\}$ 为引入的解释变量, 包含产业链中除企业 j 以外其他企业的对数收益率, M_{t-1} 表示滞后一期的宏观经济变量, $E_{j,t-1}$ 表示企业 j 的特征变量。 $\hat{\beta}_{\Lambda_j} = \{\hat{\beta}_{i \rightarrow j}, \hat{\beta}_{\Delta M}, \hat{\beta}_{\Delta E_j}\}$ 是信息集 $\Lambda_{j,t}$ 对应的参数集合, $\hat{\beta}_{i \rightarrow j}$ 表示其他企业 i 对企业 j ($i, j = 1, 2, \dots, n, i \neq j$) 的风险溢出程度, $\hat{\beta}_{\Delta M}$ 是宏观经济变量对企业 j 风险的影响, $\hat{\beta}_{\Delta E_j}$ 是企业 j 的特征变量对企业 j 风险的影响。在参数集合中, 本文主要关注 $\hat{\beta}_{i \rightarrow j}$, 即其他企业 j 对企业 i 的影响。由于对数收益率为周频数据, 本文采用三次线条插值法将季度的特征变量进行频率转化, 进而得到周频数据。表2展示了宏观经济变量和企业特征变量及其定义方式。

最后, 借助TENET模型, 构造网络结构。计算产业链结构下企业之间的风险溢出强度:

$$\hat{\omega}_{j\Lambda_j} = \frac{\partial \hat{g}(\hat{\beta}_{\Lambda_j}^T R_{j,t})}{\partial R_{j,t}} \Big|_{\Lambda_{j,t} = \tilde{\Lambda}_{j,t}} = \hat{f}'(\hat{\beta}_{\Lambda_j}^T \tilde{\Lambda}_{j,t}) \hat{\beta}_{j\Lambda_j}^T \quad (21)$$

其中, $\hat{\omega}_{j\Lambda_j} = \{\hat{\omega}_{i \rightarrow j}, \hat{\omega}_{\Delta M}, \hat{\omega}_{\Delta E_j}\}$ 是信息集 $\Lambda_{j,t} = \tilde{\Lambda}_{j,t}$ 的边际效应, 其中 $\hat{\omega}_{i \rightarrow j} = \{\hat{\omega}_{i \rightarrow j} | 1 \leq i \leq n, i \neq j\}$ 度量了产业链中其他企业对企业 j 的风险溢出效应。本文关注产业链结构下企业间风险传染机制, 故借助 $\hat{\omega}_{j\Lambda_j}$ 构建风险溢出网络 \mathcal{W}_s , 进而实证分析。在时间窗口期 s 下, \mathcal{W}_s 定义如下:

$$\mathcal{W}_s = \begin{cases} w_{ij}^s, & i \neq j \\ 0, & i = j \end{cases} \quad (22)$$

其中, w_{ij}^s 是 $\hat{\omega}_{ij}$ 在窗口期 s 下的绝对值, 表示企业 j 对企业 i 风险溢出的绝对大小, 即在窗口期 s 下, $w_{ij}^s = |\hat{\omega}_{ij}|, i \neq j, i, j = 1, 2, \dots, n$ 。 w_{ii}^s 是节点 i 在窗口期 s 下的入度, w_{ji}^s 是节点 i 在窗口期 s 下的出度, 且 $\sum_j w_{ij}^s$ 表示节点 i 的总输入风险, $\sum_j w_{ji}^s$ 表示节点 i 的总输出风险。

2. 数据说明

本文以2013—2022年为研究区间, 依据2015年投入—产出表的行业划分标准, 构造产业链风险跨行业传染网络模型。在样本企业选择上, 参照杨子暉等(2023)的做法, 选择行业内平均资产规

模前10名的企业,不足10家企业则选择该行业的全部企业,并剔除仅存在1家企业的行业。同时,为保证样本具有足够的观测区间,本文剔除2013年之后上市的企业,以及在研究区间内没有完整交易记录或停牌时间超过10周的企业。在研究区间选择上,为了覆盖一个相对完整经济政策周期(谭小芬和张文婧,2017),并考虑系统重要性银行,本文将研究时间的起点设置为2013年。研究期间跨越了多个市场波动事件,包括2015年股市异常波动、2018年中美贸易摩擦,以及2020年重大公共卫生事件。经过上述筛选标准,本文最终确定了来自38个投入—产出行业的348家企业作为研究样本,剔除了4个包含1家或0家企业的行业。

在构造行业关联矩阵和计算系统性风险指标中,本文采用滚动窗口分析方法,基于个体企业描述产业链和系统整体尾部风险关联网络的动态变化。在样本观测期间内,设定分位数 $q = 0.05$,窗宽 $s = 52$,移动步长 $\delta = 1$,共计得到 $W = 468$ 个滑动观测窗口。需要说明的是,由于采用滚动窗口计算的尾部风险指标,下文展示的时间起点均为2014年。

五、行业关联与系统性风险

1. 产业链风险的网络结构特征

表3报告了产业链尾部风险的网络结构特征。网络平均路径长度的均值为3.2166,表明节点间的联系相对紧密,任意两个节点之间平均通过约3个节点即可互联,说明产业链在外部冲击下的风险传染速度较快,凸显产业链全局的脆弱性。网络直径的均值为7.9979,显示极端情况下任意节点之间至多经过8个节点建立关联,表明整体连接相对稀疏,尾部风险可能通过间接路径扩散至边缘行业。网络密度的均值为0.0124,说明实际连接数与可能连接数的比例较小,多数企业通过中间节点间接相连。聚集系数的均值为0.1330,说明节点倾向于在局部形成集群,使得尾部风险更易在紧密集群内传播。综合上述分析,网络整体连接较稀疏,但局部行业内紧密联系,加之企业间多依赖中间节点形成间接联系,导致风险溢出的路径和方向具有较高的不确定性,难以预测和控制。因此,亟须从行业层面识别产业链中关键节点,捕捉风险传染的源头和路径。

表3 产业链尾部风险的网络结构特征

年份	平均路径	网络直径	网络密度	聚集系数
2014	3.0981	7.4231	0.0129	0.1301
2015	3.2987	8.3846	0.0126	0.1251
2016	3.4820	9.3269	0.0121	0.1434
2017	3.1608	7.8077	0.0122	0.1271
2018	3.1752	7.6538	0.0126	0.1346
2019	3.3291	8.1731	0.0117	0.1478
2020	3.1972	7.7500	0.0118	0.1439
2021	3.0772	7.6154	0.0129	0.1197
2022	3.1309	7.8462	0.0129	0.1252
标准差	0.1631	1.0882	0.0006	0.0136
均值	3.2166	7.9979	0.0124	0.1330

2. 产业链风险的行业关联分析

本文结合关联数量和关联强度来考察行业在产业链的关联性。已有研究通常假定关联权重相

同,因而得到关关节点越多,该节点的关联强度就越大的结论。然而,在有向赋权的产业链网络结构中,以不同的权重表示有向连边,此时关联数量并不等同于关联强度。为此,本文基于中心度指标考察关联数量,并使用行业影响强度指标识别关联强度,以综合分析行业在产业链中的综合影响力及其在风险传播中的作用。

(1)关联强度。参照杨子辉等(2023)的研究,本文采用“行业影响强度”指标构建反映风险溢出方向和强度的产业链关联网络,其结构如图2,其中箭头和线条粗细分别表示风险溢出的方向和强度。图2(a)显示出各行业间普遍存在关联,表明在产业链结构下,各行业间关系错综复杂,具有行业内外风险传染的全局性特征。

图2(b)剔除了95%的低强度传染连接,以突出跨行业传染的关键路径。观察图2(b)可知,在行业内部的风险传染中,煤炭采选、金属矿采选、非金属矿采选等行业因其生产涉及采集、加工和运输等多个环节,更易积累内部风险;在行业间的风险传染方面,产业链底端的行业多为风险接收者,如纺织、通信设备计算机、信息传输、科学研究、居民服务等行业。交通运输设备、电力热力和建筑业等则为主要的风险输出行业,因其与其他行业具有密集的产业联系,成为风险传染的核心节点;在具体的风险传染路径中,电力热力业对通用设备业的溢出较强,水生产供应业向住宿餐饮、科学研究、木材家具等行业的风险溢出明显,表明电力热力业和水生产供应业在产业链结构网络中处于重要的风险溢出位置。当上游行业遭受冲击时,其风险可能扩散至能源要求高的行业。

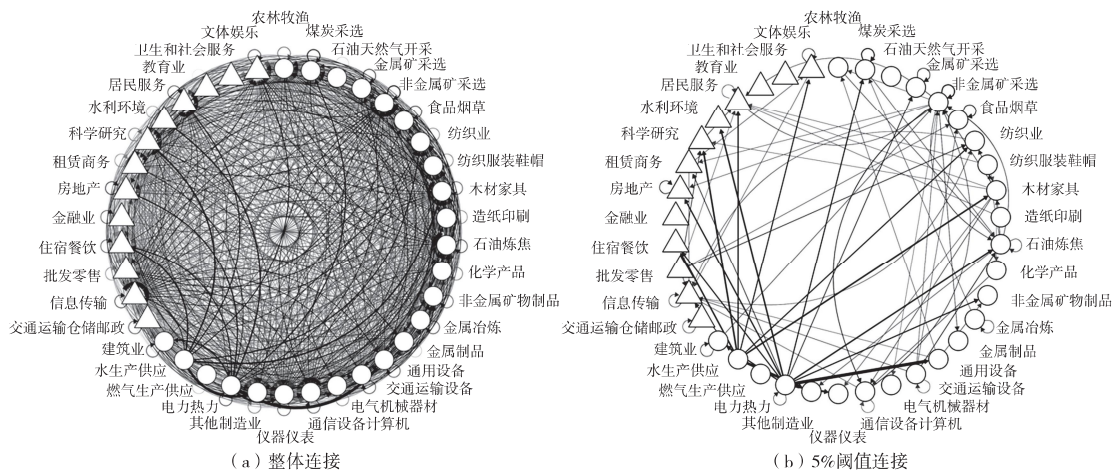


图2 行业尾部风险传染的关联网络

(2)关联数量。网络中心度指标广泛应用于复杂网络分析,以揭示节点的连接数量与网络位置,从而明确行业在风险传染中的角色。本文采用程度中心度、接近中心度、中介中心度和特征向量中心度四个拓扑指标^①,多角度衡量行业在产业链网络中的关联数量与网络位置。图3展示了中心度的行业对比,颜色深浅表示中心度大小,以反映各行业在风险传染中的相对重要性。

程度中心度衡量节点的直接连接数量,数值越大表明节点的直接连接越多。接近中心度则表明节点对产业链全局的影响力,值越高表明其在产业链的位置越核心。非金属矿采选、石油炼焦、信息传输软件和信息技术服务、金融等行业表现出较高的程度中心度与中介中心度。这意味着工业生产基础性行业与信息资源交流的核心行业,在整个产业链中具有突出地位,直接连接的行业较

① 网络拓扑指标和系统性风险指标的计算过程参见《中国工业经济》网站(ciejournal.ajcass.com)附件。

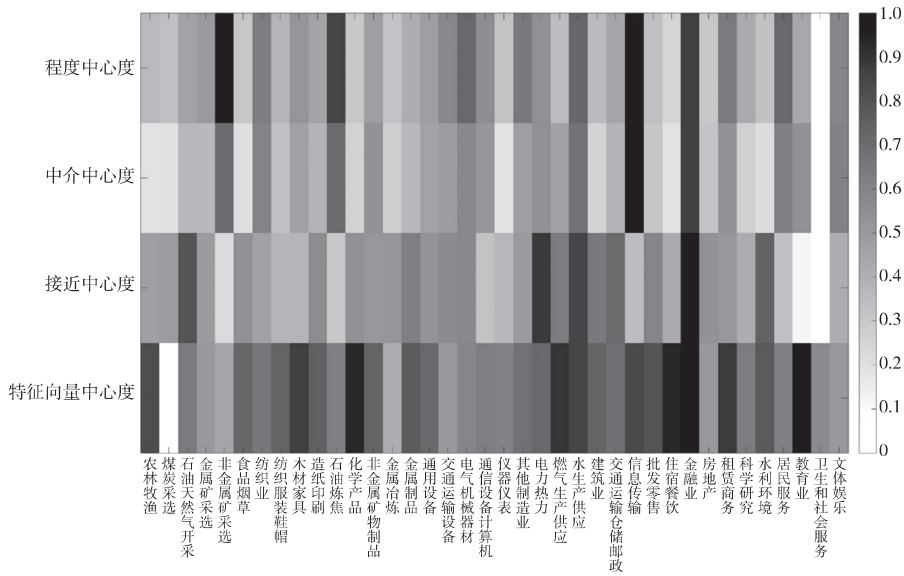


图3 行业的网络中心度

多,且对产业链全局的影响也较大。中介中心度关注节点在产业链中作为中介的角色,值高的行业如金融业、电力热力的生产与供应业,连接上游资源型行业与下游制造业和服务业,起到资本流动和风险传播的作用。特征向量中心度基于邻接矩阵的最大特征值计算而来,数值高的行业如农林牧渔业、化学工业、燃气生产和供应业、住宿和餐饮业,通常毗邻需求量大且关联多的居民部门,凸显在行业中的局部影响力。

本文应用网络中心度指标,揭示了各行业在尾部风险传导中的角色和地位。已有研究通常认为金融部门的高关联性在负向冲击下加剧风险传染。然而,结合传染强度指标,本文发现尽管金融业与其他行业有着广泛的连接,但其连接强度并不高,风险传染受关联密度和关联强度的共同影响。这意味着,健全金融与实体部门间的风险隔离机制,如现已建立存款保险制度以减少银行挤兑风险,《关于规范金融机构资产管理业务的指导意见》明确金融机构取消资产管理产品的多重嵌套,有助于降低金融部门引发系统性风险的隐患。此外,在数字经济浪潮中,信息传输软件和信息服务业作为数据要素的关键参与者,与各行业有广泛的局部连接,但在产业链全局的连接相对分散,引发降低系统性风险的可能性相对较小。因此,依托数字技术稳链固链可被视为推动产业链优化升级的有益探索(陶锋等,2023;吕越等,2024)。

3. 基于产业链的系统性风险指标

本文绘制各行业平均的系统性风险贡献和暴露的时变趋势。图4(a)显示了层内和层间系统性风险贡献的动态演变进程。相对而言,层间的风险溢出强度较大,且在极端冲击下的波动更为剧烈,说明跨行业传递是尾部风险传染的主要方式。2015年5月之前,层内与层间的系统性风险贡献度变动趋势基本一致。2015年第三季度起,层内和层间系统性风险贡献出现分化,可能与股市崩盘引发的行业共振效应有关,表现为层间的系统性风险贡献上升。2018年初,层内与层间系统性风险贡献度上升,可能受中美贸易摩擦的影响,贸易壁垒和关税的调整提高了产业链中的系统性风险贡献度。2020年起,层内系统性风险贡献度持续上升,而层间则相对稳定。这可能是由于重大公共卫生事件导致市场需求骤减和供应链中断,各行业为应对需求波动和成本压力,内部调整增

多,进而增加了层内系统性风险贡献度。相比之下,层间风险相对稳定,可能是因为重大公共卫生事件期间各行业相互依赖的链条较少受到跨行业传染路径的影响。

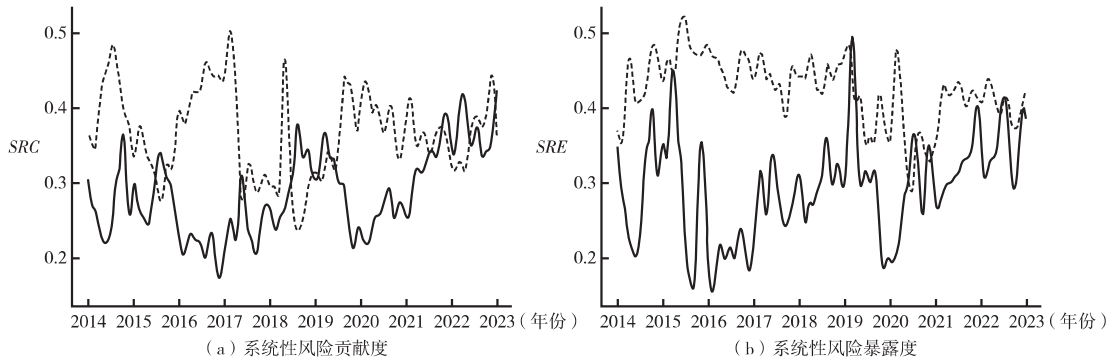


图4 产业链系统性风险贡献和暴露的时变趋势

注:实线表示层内系统性风险,虚线表示层间系统性风险。

图4(b)展示了产业链层内和层间的系统性风险暴露程度的时变特征。平均而言,层间的风险输入水平强于层内,但层内的风险波动相对较大。这表明,行业间的相互依赖带来更高的风险暴露,而特定行业事件或内部结构调整则导致风险波动更剧烈。2014年第三季度,中国股市在进入牛市,行业内部的暴露风险逐渐增加,并在2015年第一季度达到峰值。随后,股市崩盘及熔断机制释放了风险,层内暴露风险显著降低并趋于稳定。2018年和2019年,中美贸易摩擦使层内的系统性风险暴露程度先升后降。2020年初,重大公共卫生事件爆发导致生产停摆,供应链中断,层内暴露风险急剧上升,而层间暴露风险也剧烈波动。

六、交易关联和股权关联对产业链系统性风险的影响

1. 基准回归

理论模型搭建了双重经济关联下有向赋权的产业链网络结构,本文使用双重固定效应模型进一步验证交易关联和股权关联对系统性风险的影响。为确保研究对象的一致性,本文仍然选取348家企业作为研究对象,并以2013—2022年作为研究区间。回归方程设定如下:

$$SRC_{it}(SRE_{it}) = \beta_0 + \beta_1 Credit_{it} + \beta_2 Equity_{it} + \beta Controls_{it} + \mu_i + \gamma_t + \varepsilon_{it} \quad (23)$$

其中, SRC_{it} 和 SRE_{it} 分别代表企业*i*在第*t*年的系统性风险贡献程度和系统性风险暴露程度。使用上述两个指标刻画产业链风险跨行业传染,从复杂网络视角揭示了产业链中风险传播的全局特征,且多维度的衡量方式为评估风险跨行业传染的方向提供了独特工具。 $Credit_{it}$ 为企业*i*在第*t*年的交易关联水平,以应收账款、应付账款、应付票据、预收账款与企业总资产的比值衡量。 $Equity_{it}$ 为企业*i*在第*t*年的股权关联程度,使用股权转让总价的自然对数衡量。 $Controls_{it}$ 为控制变量,包括企业规模、市值账面价值比、杠杆率、净资产收益率、总资产增长率等企业特征变量(计算方法见表2)。本文控制了企业和年份固定效应,并采用以企业聚类的稳健标准误。由于交易关联是年度面板数据,为保证样本在时间维度的统一,本文对被解释变量进行年度平均处理。

表4展示了交易关联和股权关联对系统性风险的影响结果。第(1)列中, $Equity$ 系数为0.0813,

且在1%的统计水平上显著,表明股权关联增加了系统性风险贡献。这可能是因为股权关联加深了企业之间的财务和经营联系,使得一家企业遇到外部冲击时,其负面效应更容易通过股权链传递至关联企业,从而引发系统性风险。第(2)列中,*Credit*系数为0.0206,且在5%的统计水平上显著,说明交易关联促进了系统性风险贡献。第(3)列为进一步加入企业与年份固定效应的回归结果,*Equity*系数显著为正,*Credit*不显著。第(4)一(6)列展示了以系统性风险暴露作为被解释变量的回归结果。*Equity*和*Credit*的系数均显著为正,说明股权关联和交易关联均增加了系统性风险暴露水平,意味着高关联度的企业在风险事件中更易受到外部冲击的影响。具体而言,股权关联强化了企业间的财务依赖,使关联企业在系统性风险事件中更易形成传染链,从而对系统性风险的贡献和暴露均产生显著影响。相比之下,交易关联增加了系统性风险暴露,但对系统性风险贡献没有显著影响,这可能是因为交易关联主要反映了企业间的经营活动,市场波动虽然加剧了企业对外部冲击的敏感性,提升特定风险下的暴露度,但基于交易的风险传递并不足以在整个系统中产生溢出效应。

表4 交易关联和股权关联性风险的影响分析

变量	被解释变量: SRC			被解释变量: SRE		
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
<i>Equity</i>	0.0813*** (0.0164)		0.0407** (0.0183)	0.1442*** (0.0273)		0.0848*** (0.0313)
<i>Credit</i>		0.0206** (0.0084)	-0.0148 (0.0203)		0.0560*** (0.0141)	0.0767* (0.0427)
控制变量	是	是	是	是	是	是
企业固定效应	否	否	是	否	否	是
时间固定效应	否	否	是	否	否	是
观测值	3132	3132	3132	3132	3132	3132
R ²	0.0756	0.0691	0.2881	0.1268	0.1235	0.3917

注:***、**、*分别代表1%、5%、10%的显著性水平;括号内为企业层面聚类的稳健标准误。

2. 异质性分析

理论模型突出了企业异质性在尾部风险溢出的关键作用,并解释产业链尾部风险跨行业传染的复杂性。为验证其适用性,本文基于理论模型中的企业异质性参数进行分组回归,旨在揭示企业在风险偏好、风险认知、杠杆水平、风险缓释能力、信息透明度和行业地位等方面的异质性在产业链风险跨行业传染中的作用。结果表明^①,在高风险偏好、低风险认知、高杠杆、低风险平溢能力、低信息披露、低行业地位的企业中,经济关联扩大了产业链风险跨行业传染。需要说明的是,交易关联在大多数分组中并不显著,其原因可能是交易关联更多地反映日常经营活动中的即时互动,而股权关联则揭示了企业间深层次的资本联系和潜在的共同风险暴露。宏观结构性变化可能引起经济关联对系统性风险影响的阈值,使不同阶段的结论在解释力和预测力上表现差异性。本文特别关注金融周期与中美贸易摩擦两种结构性变化的影响。金融周期的波动影响了市场的流动性和信用条件,进而影响企业间的经济关联和整个金融系统的稳定性。贸易摩擦则可能通过影响特定行业的贸易条件和供应链结构,改变行业内企业间的相互依赖关系,从而对系统性风险产生负向冲击。

^① 基于异质性分析和稳健性检验的结果参见《中国工业经济》网站(iejournal.ajcass.com)附件。

变量设定上,本文遵循《中国货币政策执行报告》的建议,采用M2/GDP和房地产价格增速作为衡量金融周期的核心指标,通过BP滤波提取其周期波动成分,并用主成分分析法合成金融周期指数。金融扩张期指金融周期指数处于增长阶段,反之为金融收缩期。此外,本文参考杨长春等(2022)识别受贸易冲击影响的行业,将2018年及之后的年份作为政策时点,并结合二者把样本分为直接影响组和非直接影响组。

基于宏观结构性变化分组的回归结果表明,在金融扩张期,交易关联加剧了系统性风险暴露,表明在市场流动性充裕时期,企业更倾向于进行顺周期扩张,增加对外部融资的依赖,从而提升系统性风险暴露水平。在金融收缩期,股权关联加剧系统性风险贡献和暴露,这意味着在流动性紧缩环境中,企业更依赖于股权融资来弥补资金短缺,增强了企业间的财务连通性,进而放大风险的跨行业传染。此外,对于受中美贸易摩擦直接影响的行业,股权关联加剧系统性风险贡献和暴露,而交易关联的影响并不显著。这说明,在贸易政策不确定性较高时,股权关联作为长期资本联系,更易受到市场预期和信心变化的影响,从而引发行业间的连锁反应,导致风险的跨行业传染。

3. 稳健性检验

为提高模型的稳健性,本文采用了行业聚类标准误、行业一时间固定效应、时间敏感性分析以及替换被解释变量的方法来控制行业特有因素、时间变化和外部冲击对结果的潜在影响。结果显示,基准回归结论在各项稳健性检验下均保持一致。

七、结论与启示

尾部风险跨机构、跨行业、跨市场的交叉传染对中国产业链供应链安全稳定构成了重大威胁。本文基于企业间股权和交易双重关联视角,依托投入—产出行业的层级划分,构造了中国产业链的多层网络结构。通过定义非线性关联强度,并结合企业异质性特征和SIRS模型,本文建立了风险动态传染的理论模型,旨在从行业内部和行业之间两个层面探索企业的风险跨行业传染特征。理论研究发现:①其他条件不变的情况下,增大企业之间股权关联或者交易关联权重会使尾部风险增加;②企业信用风险认知程度、信息披露程度或风险平溢能力较低时,增加企业股权或交易关联对手数量,尾部风险也随之增加,反之则减少;③当不同行业之间企业的关联对手数量较多时,行业之间的风险溢出程度强于行业内部的风险溢出程度。

实证研究中,考虑到产业链结构的非线性关联和维度灾难问题,本文借助SIM和LASSO-CoVaR指标,结合TENET模型构建了时变尾部风险网络,研究发现:①在关联网络方面,产业网络的全局连接较为稀疏,局部存在较为紧密的集群关联,企业之间普遍依赖中间节点形成间接联系,产业链全局较为脆弱;产业链上游行业是主要的风险“传播者”,而下游行业是主要的风险“接收者”;层内的系统性风险贡献和暴露程度低于层间,表明尾部风险呈现跨行业传染特征。②在实证检验方面,股权关联加剧产业链系统性风险贡献和暴露,交易关联则主要促进系统性风险暴露;企业风险偏好越大、风险认知越低,股权关联和交易关联对系统性风险的促进作用就越大;在金融收缩期和贸易摩擦期间,经济关联对系统性风险影响更明显。

基于上述理论研究和实证分析,本文提出以下政策启示:

(1)加强股权关联监管,优化交易关联风险控制,提高强关联下应对外部冲击的能力。①提高股权交易信息披露要求,明确企业交叉持股时增减持股票的信息披露标准,防止因股权交易导致资本虚增。②鉴于债权债务网络循环嵌套的复杂性,建议建立债务关系协调网络,记录债权债务金

额、期限及担保情况等,提高其可追溯性和透明度。③对于已形成高度关联的企业集团,监管部门应鼓励其利用多种融资工具,以分散融资来源,降低对单一融资渠道的依赖。必要时,监管部门应引导企业债务重组或调整股权结构,确保具备足够的缓冲机制来抵御潜在的极端冲击。

(2)将产业异质性纳入系统性风险的监测范围,对不同行业采取差异化监管策略。①对于上游行业,鼓励使用金融衍生工具如期货、期权等对冲价格波动风险,减少原材料价格剧烈变动的负面冲击。②对于下游行业,重点关注风险承受能力和应急响应机制,通过多元化供应源、建立备用供应链及优化库存管理等方式,确保在风险发生时能迅速有效地采取相应措施。③对于关联节点较多的金融业,需要制定最低资本充足率、流动性覆盖率等标准来实现流动性管理,定期进行风险压力测试,评估极端情况下的风险承受能力,并根据测试结果调整风险管理策略。

(3)建立行业间的风险共担和协调机制,抑制风险的不对称冲击。本文研究表明,生产网络的不对称冲击是增大行业风险敞口的深层次原因,缓解和抑制行业风险传染的长效机制在于建立行业间风险的有效管理和互动协调机制。①加强跨部门和跨行业的沟通协调,建立共享风险信息与协调应对策略,避免产业“一窝蜂”式的恶性竞争。②建立产业链风险共担机制,制定行业风险共担协议和建立应急基金,增强产业链面对突发事件的抵御能力。

(4)持续推进以国内循环为主体的“双循环”发展格局,构筑安全可靠有韧性的产业体系。地缘政治冲突、贸易保护主义等冲击对能源等上游行业造成原材料价格波动的压力,并带来出口市场收缩和成本增加等挑战,影响产业链的稳定性和国际竞争力。①加速推进以国内循环为主的新发展格局,利用国内超大规模的市场优势,推进本地化生产和区域协同,提高产业竞争力和稳定性。②鼓励企业在关键环节实施本地化生产,并支持资源逆行整合,增强区域内的产业协作,形成更加紧密、高效且风险可控的供应链网络。③在保持国内产业链稳定的同时,有效利用国际资源提升国内产业的综合竞争力,补齐短板,增强风险承担能力。

[参考文献]

- [1]陈庭强,王杰朋,杨晓光. 双层耦合网络下CRT市场交易对手信用风险传染演化模型研究[J]. 中国管理科学, 2023,(4):260-274.
- [2]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,(6):57-74.
- [3]范小云,荣宇浩,王博. 我国系统重要性银行评估:网络层次结构视角[J]. 管理科学学报, 2021,(2):48-74.
- [4]李冰清,张潇元. 基于网络结构的企业集团内部风险传染机制研究[J]. 中国管理科学, 2023,(5):20-28.
- [5]林晨,陈荣杰,徐向宇. 渐进式市场化改革、产业政策与经济增长——基于产业链的视角[J]. 中国工业经济, 2023,(4):42-59.
- [6]吕越,张昊天,高恺琳. 人工智能时代的中国产业链“延链补链”——基于制造业企业智能设备进口的微观证据[J]. 中国工业经济, 2024,(1):56-74.
- [7]谭小芬,张文婧. 经济政策不确定性影响企业投资的渠道分析[J]. 世界经济, 2017,(12):3-26.
- [8]陶锋,王欣然,徐扬,朱盼. 数字化转型、产业链供应链韧性与企业生产率[J]. 中国工业经济, 2023,(5):118-136.
- [9]王勇,黄宇轩,韩博昱. 生产网络与垂直结构研究进展[J]. 经济学动态, 2022,(3):123-138.
- [10]杨子晖,陈雨恬,谢锐楷. 我国金融机构系统性金融风险度量与跨部门风险溢出效应研究[J]. 金融研究, 2018,(10):19-37.
- [11]杨子晖,李东承,王姝黛. 合成网络新视角下的输入性金融风险研究[J]. 中国工业经济, 2022,(3):38-56.
- [12]杨子晖,王姝黛,梁方. 产业链结构新视角下的尾部风险跨行业传染[J]. 经济学(季刊), 2023,(1):212-227.
- [13]杨长春,张潇,何明珂. 大变局下全球中高端制造供应链重构趋势及我国对策[J]. 经济管理, 2022,(5):5-23.
- [14]曾海舰,罗蓝君,林灵. 信贷扩张与违约风险——来自“四万亿”经济刺激计划的经验证据[J]. 经济学(季刊),

- 2022,(5):1577-1596.
- [15]中国社会科学院工业经济研究所课题组. 提升产业链供应链现代化水平路径研究[J]. 中国工业经济, 2021, (2):80-97.
- [16]Acemoglu, D., D. Carvalho, A. Ozdaglar, and A. Tahbaz-Salehi. The Network Origins of Aggregate Fluctuations[J]. *Econometrica*, 2012, 80(5):1977-2016.
- [17]Acemoglu, D., A. Ozdaglar, and A. Tahbaz-Salehi. Microeconomic Origins of Macroeconomic Tail Risks [J]. *American Economic Review*, 2017, 107(1):54-108.
- [18]Acharya, V., L. Pedersen, T. Philippon, and M. Richardson. Measuring Systemic Risk [J]. *Review of Financial Studies*, 2017, 30(1):2-47.
- [19]Adrian, T., and K. Brunnermeier. CoVaR[J]. *American Economic Review*, 2016, 106(7):1705-1741.
- [20]Ahern, K. R., and J. Harford. The Importance of Industry Links in Merger Waves[J]. *Journal of Finance*, 2014, 69(2): 527-576.
- [21]Avdjiev, S., P. Giudici, and A. Spelta. Measuring Contagion Risk in International Banking[J]. *Journal of Financial Stability*, 2019, 42(6):36-51.
- [22]Baker, S. R., N. Bloom, and S. Davis. Measuring Economic Policy Uncertainty[J]. *Quarterly Journal of Economics*, 2016, 131(4):1593-1636.
- [23]Barrot, J., and J. Sauvagnat. Input Specificity and the Propagation of Idiosyncratic Shocks in Production Networks[J]. *Quarterly Journal of Economics*, 2016, 131(3):1543-1592.
- [24]Brownlees, C., and R. Engle. SRISK: A Conditional Capital Shortfall Measure of Systemic Risk [J]. *Review of Financial Studies*, 2017, 30(1):48-79.
- [25]Cabrales, A., P. Gottardi, and F. Vega-Redondo. Risk Sharing and Contagion in Networks[J]. *Review of Financial Studies*, 2017, 30(9):3086-3127.
- [26]Cai, K., and H. Zhu. Customer-Supplier Relationships and the Cost of Debt [J]. *Journal of Banking & Finance*, <https://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2019.105686>, 2020.
- [27]Elliott, M., B. Golub, and M. Jackson. Financial Networks and Contagion [J]. *American Economic Review*, 2014, 104(10):3115-3153.
- [28]Elliott, R. J., and J. Shen. Credit Risk and Contagion via Self-exciting Default Intensity [J]. *Annals of Finance*, 2015, 11(1):319-344.
- [29]Garas, A., P. Argyrakis, C. Rozenblat, M. Tomassini, and S. Havlin. Worldwide Spreading of Economic Crisis [J]. *New Journal of Physics*, <https://iopscience.iop.org/article/10.1088/1367-2630/12/11/113043>, 2010.
- [30]Hautsch, N., J. Schaumburg, and M. Schienle. Financial Network Systemic Risk Contributions [J]. *Review of Finance*, 2015, 19(2):685-738.
- [31]Härdle, W., W. Wang, and L. Yu. TENET: Tail-event Driven Network Risk [J]. *Journal of Econometrics*, 2016, 192(2):499-513.
- [32]Hertzel, M., L. Zhi, S. Micah, and J. Kimberly. Inter-firm Linkages and the Wealth Effects of Financial Distress along the Supply Chain [J]. *Journal of Financial Economics*, 2008, 87(2):374-387.
- [33]Richmond, R. Trade Network Centrality and Currency Risk Premia [J]. *Journal of Finance*, 2019, 74(3):1315-1361.
- [34]Wang, G. J., Z. Q. Jiang, M. Lin, C. Xie, and H. E. Stanley. Interconnectedness and Systemic Risk of China's Financial Institutions [J]. *Emerging Markets Review*, 2018, 35(6):1-18.
- [35]Yang, J., and Y. Zhou. Credit Risk Spillovers among Financial Institutions Around the Global Credit Crisis: Firm-level Evidence [J]. *Management Science*, 2013, 59(10):2343-2359.
- [36]Zhang, X., and T. Zhang. Dynamic Credit Contagion and Aggregate Loss in Networks [J]. *North American Journal of Economics and Finance*, <https://doi.org/10.1016/j.najef.2022.101770>, 2022.

The Mechanism of Cross-Industry Contagion of Industrial Chain Risks from the Perspective of Multi-Layer Networks

QIAN Shui-tu¹, YOU Hang¹, ZHANG Xiao-yuan^{1,2}

(1. School of Finance, Zhejiang Gongshang University;

2. School of Tailong Finance, Zhejiang Gongshang University)

Abstract: The industrial chain consists of a complex network of supply and cooperation relationships, featuring not only vertical linkages across industries but also horizontal collaboration within industries. This multi-level structure propagates risks across upstream and downstream links in response to extreme shocks, affecting the entire production network. Understanding the mechanisms of risk contagion within the industrial chains and quantifying risk exposure and contribution are essential for mitigating systemic risks.

This paper develops a multi-layered industrial chain network model based on transactional and equity relationships. Integrating firm heterogeneity and the SIRS contagion model, it establishes a framework for analyzing risk contagion across institutions and industries. The findings highlight corporate heterogeneity as a key factor in systemic risks: when credit risk awareness, information transparency, or risk management capabilities are low, an increase in equity and affiliated entities correlates with a rise in defaulting enterprises. Conversely, the improvement in these factors is associated with fewer defaults. The mechanism analysis further reveals that all else equal, increased weighting of equity or transactional ties among enterprises leads to more defaults.

Building on this theoretical foundation, this paper applies the TENET model and the SIM-LASSO-CoVaR indicator to construct a time-varying network of risk spillovers and systemic risk metrics. By analyzing both intra-industry and inter-industry dynamics, it examines the nonlinear characteristics of risk contagion in China's industrial chain from 2013 to 2022. The empirical results demonstrate a pronounced cascading effect in inter-industry risk contagion: vertically, upstream industries serve as primary sources of risks, with downstream industries as major recipients of this risk exposure; horizontally, inter-industry risk spillovers exceed those within individual industries. This approach provides a fresh perspective on systemic risk measurement and forecasting through the lens of nonlinear network connections in industrial chains.

The main contributions of this paper are as follows. Firstly, incorporating transaction and equity associations as key factors representing industrial trade and M&As, this paper constructs a multi-layered industry chain network structure segmented by industry. Integrating these associations with firm heterogeneity, it establishes a cross-agency and cross-industry dynamic risk contagion model to examine risk transmission mechanisms within the industrial chain structure. Secondly, addressing the nonlinear characteristics of risk contagion and dimensionality challenges in industrial chains, this paper introduces a novel conditional value-at-risk index using a single-index quantile model and the LASSO-CoVaR technique. Combined with the TENET model, it constructs a time-varying tail risk spillover network, providing an empirical analysis of the dynamic features of systemic risk from both intra-industry and inter-industry perspectives.

Keywords: tail risk network; industry chain; systemic risk; nonlinear network association

JEL Classification: G10 E44 C62

[责任编辑:李鹏]