

产业链结构新视角下的尾部风险 跨行业传染

杨子晖 王姝黛 梁 方*

摘要：本文结合中国投入产出表，从产业链结构这一崭新的研究视角，考察我国行业间尾部风险传染的微观驱动机制。研究发现，产业链结构能较好地解释尾部风险的跨行业传染关系，议价能力较高的行业将对其上下游部门输出风险。全样本期间尾部风险主要沿产业链逆向传导，而重大股灾期间上下游部门间双向传染效应更为明显。在此基础上，我们对防范尾部风险的跨行业交叉传染提出建议，从而为完善金融风险监管机制提供“产业治理”的新思路。

关键词：尾部风险传染；产业链结构；投入-产出关系

DOI：10.13821/j.cnki.ceq.2023.01.13

一、引言

随着我国进入经济增速换挡与结构性调整的关键时期，金融体系的稳定正面临诸多挑战。2015年以来，我国逐步推行了“去产能、去库存、去杠杆、降成本、补短板”五大结构性改革，产业优化升级给传统制造业和低端服务业带来了转型阵痛。2019年中央经济工作会议进一步指出“我国正处在转变发展方式、优化经济结构、转换增长动力的攻关期，结构性、体制性、周期性问题相互交织”。当前，行业转型带来的异质性冲击可能沿产业链向上下游部门传导扩散，进而引发“级联效应”¹，严重威胁金融市场与宏观经济的稳定。与此同时，受新冠肺炎疫情这一突发公共卫生事件的影响，产业链与供应链中断风险上升，如何避免某一节点的冲击在上下游行业传递而引发系统性风险，成为疫情之下监管当局面临的重大挑战。由此可见，经济下行压力、叠加疫情冲击与金融风险跨行业传染，使得“三大攻坚战”之首——“防控化解系统性风险”面临巨大挑战。在此背景下，对行业间尾部风险传染进行有效测度，并从产业链结构这一崭新的研究视角，考察风险传导路径与驱动机制，具有重要的现实意义：它不仅有助于我们结合供给侧改革与化解过剩产能的政策背景，有效甄别产业风险传染的源头，客观地判断各行业在风险传染链中的地位与作用；而且，也有助于我们基于各行业间的投入产出关系，从行业微观视角甄别风险传导背后的驱动因素与作用机制，从而为我国完善金融风

* 杨子晖，南方科技大学商学院；王姝黛，广东外语外贸大学金融学院；梁方，中山大学国际金融学院。通信作者及地址：王姝黛，广东省广州市番禺区广东外语外贸大学，510006；电话：13524008097；E-mail：wangshd6@163.com。本文得到国家社会科学基金青年项目（20CJY067）的资助，特此感谢。感谢两名审稿专家。文责自负。

¹ 级联效应（cascade effect），指异质性冲击导致的连锁反应。例如在生态学领域，“级联效应”是指当某一重要物种灭绝后，生态系统中的食物链均衡被打破，出现更多的物种灭绝。

险监管机制提供“产业治理”的新思路。

系统性风险的微观基础是宏观经济与金融领域的重要议题，早期研究可以追溯到20世纪70年代。Lucas（1977）提出在由多个独立部门组成的经济系统中，异质性冲击会被迅速平均化，其对宏观经济的负面影响较为有限。这一观点在学术界引发了广泛讨论，近期研究普遍认为，经济部门并非独立存在，各行业间存在复杂的贸易投资网络（Gabaix，2011）。单一部门的风险事件具有极强的外部性，行业间风险传染的连锁反应将导致系统性风险的爆发（Acemoglu et al.，2012）。此外，在金融市场中，投资者的非理性模仿行为还可能引发市场恐慌，扩大异质性冲击的影响强度，形成跨行业、跨部门的金融风险传染（Avery and Zemsky，1998）。

目前，最新研究表明，产业链可能成为风险跨行业传染的重要驱动机制，其影响能够通过产业贸易、纵向并购、资产负债表三个渠道发挥作用。首先，国民经济是由多种服务与商品贸易组成的复杂投入产出网络，上下游部门可以通过生产要素供应与产品销售，对行业的生产融资决策与经营绩效发挥直接的影响（Menzly and Ozbas，2010；Cai and Zhu，2020），异质性风险可能沿产业链向其贸易合作伙伴迅速传导（Acemoglu et al.，2017）。其次，企业进行的纵向并购会将上下游部门的风险内生化，此时发生在产业链某一环节的负面冲击将直接反映在企业的市场表现中，因此纵向并购可能加剧风险的跨行业扩散速度（Ahern and Harford，2014）。最后，产业链还可能通过资产负债表渠道发挥影响，这一机制主要存在于实体经济部门与金融部门间。具体而言，当单一个体或行业面临危机时，企业为保证流动性将会集中抛售资产，并引发相关资产的大幅贬值，从而在行业范围内导致资产负债表的萎缩（Carvalho，2015）。抵押资产价值下跌将进一步加剧金融部门的脆弱性，从而形成实体经济下行风险向金融部门传导的路径（Giannetti and Saidi，2019）。随着系统性金融风险引发机制理论研究日臻完善，基于产业链结构来考察行业间风险传染关系，则成为现阶段一个崭新的实证研究视角。其中，Wang（2010）对1963—2008年美国30个行业的股票波动率展开研究，分析表明上游行业能够对下游部门形成显著的波动溢出影响。此外，Nguyen et al.（2020）在美国65个行业间构建两两交互的二元GARCH模型，发现各行业在投入产出关系中的议价能力可能影响波动溢出的强度。

纵观该领域的研究，第一，现阶段仍较少有文献从产业链视角，来考察尾部风险的驱动机制。然而最新研究表明，产业链能够解释行业间的经营绩效关联（Barrot and Sauvagnat，2016）。金融市场震荡与实体经济表现密不可分，这使得金融市场中的尾部风险也可能沿贸易网络传导（Acemoglu et al.，2012）。因此从“产业治理”的新视角，来考察中国行业间尾部风险的传染关系与驱动机制，以探索行业风险预警机制，显得十分重要。第二，现有文献大多关注金融部门间的风险传染效应，较少有研究对实体经济板块的尾部风险传导进行分析（Nguyen et al.，2020）。²在制造业与生产性服务业亟须转型升级的背景下，异质性行业风险已经成为我国金融稳定的重大隐患。此外，近年来资本市场系统性风险事件引发多板块、跨行业的剧烈震荡也相继表明，对金融风险传染的研究不能局限于金融部门，而应将实体经济板块纳入分析框架，科学地判断其在风险传

² 国内该领域的代表性研究包括李政等（2019）、李志生等（2019）等。

染链中的地位与作用。第三，对于行业间风险传导关系的少数研究，大多是基于一级行业分类标准。但这一分析方法难以全面刻画细分行业的特质，也很难反映各部门的产业链与风险传染关系。因此，结合投入产出表采用更加全面细化的行业分类标准，来深入剖析尾部风险的传染关系，是非常必要的。第四，受新冠疫情影晌，我国产业链与供应链面临局部断裂的困境，如何防范异质性风险演化为系统性风险，是监管当局面临的现实挑战。这也使得基于产业链结构分析风险传染的驱动机制，具有重要的学术价值与现实意义。

有鉴于此，本文采用网络关联分析法，对 2013 年 1 月 1 日至 2020 年 12 月 31 日我国 356 家上市公司、涵盖 38 个行业间两两交互的尾部风险传染关系展开深入分析。在此基础上，我们将基于投入产出表构造产业链结构指标，衡量行业间的贸易依存关系与相对议价能力，检验产业链结构与尾部风险传染间的关系。最后，本文从“产业治理”的新视角提出了完善金融风险监管机制的相关建议。

二、模型设定、方法说明

(一) 尾部风险的网络关联分析

自 1969 年格兰杰因果检验问世以来，该方法被不断改良并广泛应用于计量经济分析中。其中，Billio et al. (2012) 将格兰杰因果检验与前沿的网络拓扑方法相结合，提出了“网络关联指标”。这一分析框架基于两两交互的个体因果检验结果，衡量整个系统的风险溢出关系。在 VAR 模型中，内生变量 $Y_{e,t}$ 可以表述为如下形式：

$$Y_{e,t} = c_1 + \sum_{i=1}^p \Phi_i Y_{e,t-i} + \sum_{i=1}^p \Psi_i Y_{c,t-i} + D_t + u_t, \quad t = 1, \dots, T. \quad (1)$$

式 (1) 中， $Y_{e,t}$ 和 $Y_{c,t}$ 为 VAR 模型的内生变量， D_t 为控制变量， u_t 为残差项。格兰杰因果检验的原假设为 $Y_{c,t}$ 不是 $Y_{e,t}$ 的格兰杰原因，该假设可以表述为如下形式：

$$H_0: \Psi_i = 0, \quad i = 1, \dots, p. \quad (2)$$

若拒绝原假设，则 $Y_{c,t}$ 是 $Y_{e,t}$ 的格兰杰原因，时间序列 Y_c 中包含了有助于预测 Y_e 的信息，且相关信息并未反映在 Y_e 的滞后期内。在此基础上，可以在本文研究样本的任意企业 c 和 e 间，根据其尾部风险序列 Y_c 与 Y_e 的因果检验结果，构造 $GC_{c \rightarrow e}$ 指标：

$$GC_{c \rightarrow e} = \begin{cases} 1 & Y_c \text{ 是 } Y_e \text{ 的格兰杰原因} \\ 0 & Y_c \text{ 不是 } Y_e \text{ 的格兰杰原因} \end{cases}. \quad (3)$$

为了刻画国民经济中各行业间的风险溢出效应，本文参考 Billio et al. (2012)、杨子晖等 (2020) 等文献的研究方法，计算“行业影响强度”($II_{i \rightarrow j}$) 指标：

$$II_{i \rightarrow j} = \frac{1}{N_i N_j} \sum_{c=1}^{N_i} \sum_{e=1}^{N_j} GC_{c \rightarrow e}, \quad i \neq j, \quad c \in i, \quad e \in j. \quad (4)$$

式 (4) 中，企业 c 来自行业 i ，企业 e 来自行业 j 。 N_i 和 N_j 分别表示行业 i 和行业 j 中的企业个数， N 表示企业总数。 $II_{i \rightarrow j}$ 指标衡量了行业 i 对行业 j 的风险溢出强度。

本文还通过计算 OTO_c (Out-to-Other) 和 IFO_c (In-from-Other) 指标，衡量行业 i 中任意企业 c 对其他行业所有个体的平均风险输出强度，与其受到的来自其他行业所有个体的平均风险输入强度：

$$OTO_c = \frac{\sum_{e=1}^{N-N_i} GC_{c \rightarrow e}}{N - N_i}, IFO_c = \frac{\sum_{e=1}^{N-N_i} GC_{e \rightarrow c}}{N - N_i}, c \in i, e \notin i. \quad (5)$$

基于式(5)，我们可以计算各行业内企业风险溢出指标的均值(OTO_{imean} 和 IFO_{imean})。最后，本文构造了各行业的风险净溢出指标(NET_i)：

$$NET_i = OTO_{imean} - IFO_{imean}. \quad (6)$$

NET_i 指标反映了行业*i*在尾部风险网络中的角色。当 $NET_i > 0$ 时，行业*i*是风险净输出行业，其对其他部门形成的冲击强度高于其受到的外部影响； $NET_i < 0$ 时，行业*i*是风险净输入行业。

(二) 产业链结构的测度

下面，我们将基于投入产出表计算产业链结构指标。我国现行的投入产出表由I、II、III象限三部分组成。其中，第I象限为中间投入产出部分，反映了国民经济体系中*N*个行业间的贸易依存关系。第I象限中，各列反映了行业的中间投入品消耗情况，各行则反映了行业的产出品流向，如 $consumption_{12}$ 表示行业*I₁*的产出品中由行业*I₂*所直接使用的价值量。 $Output_1$ 表示行业*I₁*总产出的中间使用合计。 $Input_1$ 表示行业*I₁*的中间投入合计。第II象限和第III象限分别为最终使用与增加值部分。

本文拓展Ahern and Harford(2014)、Nguyen et al.(2020)等研究的处理方法，计算如下产业链结构指标：

$$customer_{ij} = \frac{consumption_{ij}}{Output_i}, supply_{ij} = \frac{consumption_{ij}}{Input_j}. \quad (7)$$

式(7)中， ij 表示行业*i*与*j*间的产业链关系，此时行业*i*为上游供应商，行业*j*为下游客户。 $customer_{ij}$ 指标反映下游行业*j*的相对重要性。该比例越高，表明行业*i*的产品销售越依赖于下游行业*j*。 $supply_{ij}$ 指标反映上游行业*i*的相对重要性。该比例越高，表明行业*j*的生产要素投入越依赖于上游行业*i*。同时，任意两个行业可能在不同的经济业务中互为上下游部门。基于相同的方法，当行业*j*为上游供应商，行业*i*为下游客户时，上下游部门的相对重要性可以根据 $customer_{ji}$ 和 $supply_{ji}$ 指标来测度。

(三) 产业链结构对行业间风险传染的影响分析框架

下面我们将结合前两小节的分析结果，基于38个行业1406对行业组合的截面数据，研究产业链结构对于行业间风险传染的影响机制，回归方程如下：

$$\begin{aligned} II_{i \rightarrow j} = & \alpha_0 + \theta_{ci} customer_{ji} + \theta_{si} supply_{ij} + \theta_{cj} customer_{ij} + \theta_{sj} supply_{ji} + \beta_1 Ret_i \\ & + \beta_2 Ret_j + \beta_3 HHI_i + \beta_4 HHI_j + \beta_5 MV_i + \beta_6 MV_j + u_{ij}. \end{aligned} \quad (8)$$

式(8)中，因变量为“行业影响强度”($II_{i \rightarrow j}$)，是基于网络关联分析计算的风险指标，衡量行业*i*对*j*的风险溢出强度。重要自变量为基于投入产出表构造的产业链结构指标，其中 $customer_{ji}$ 和 $supply_{ij}$ 项反映行业*i*的相对议价能力， $customer_{ij}$ 和 $supply_{ji}$ 项则反映行业*j*的相对议价能力。此外，模型还控制了行业*i*与*j*的行业特质因素，包

括平均收益率 (*Ret*)、市场集中度 (*HHI*)、行业规模 (*MV*) 三类指标。对于式 (8)，本文采用稳健标准误 OLS 回归与分位数回归进行分析。³

(四) 数据说明

在网络关联分析部分，本文根据投入产出表的行业分类标准，对证监会行业分类进行调整，将上市日期早于 2013 年 1 月 1 日的上市公司划分为 42 个行业，并在分析中删除了仅包含 1 家和 0 家企业的 4 个行业，样本涵盖了 38 个行业。我们选取样本期内各行业平均市值前 10 位的企业，对于企业总数不足 10 家的行业选取全部企业，形成 356 家上市公司的研究样本。我们基于 356 家上市公司的各股日度收益率、市值、资产负债数据、沪深 300 指数日度收益率，测算各企业的“在险价值”(Value at Risk, VaR) 和“边际预期损失”(Marginal Expected Shortfall, MES)，相关数据来自 Wind 数据库。研究样本区间为 2013 年 1 月 1 日至 2020 年 12 月 31 日。在全样本分析的基础上，为了考察资本市场发生异常波动时期行业间尾部风险传染的驱动机制，我们将 2015 年 1 月 1 日至 2016 年 12 月 31 日划分为“中国重大股灾期间样本”⁴，开展了进一步的实证研究。

在行业间风险传染与产业链结构分析部分，本文基于投入产出表计算产业链结构指标，数据来源于国家统计局。值得注意的是，Nguyen et al. (2020) 指出，国民经济各部门间的投入产出主要受技术进步影响，行业依存关系在中短期内不会发生显著变化。鉴于此，本文使用 2015 年中国投入产出表作为数据来源。同时，我们还报告了基于 2017 年中国投入产出表的分析结果。此外，本文选取了三类控制变量，以控制行业特质对于风险传染强度的影响。其中，“行业平均收益率”根据样本期间内各行业样本企业的平均日度股票收益率计算，体现了行业的发展状况。“行业规模”为各行业样本企业的总市值(万亿元)，控制相对规模差异对风险溢出的影响，总市值越高其规模越大。“行业集中度”为“赫芬达尔-赫希曼指数”(*HHI* 指数)，根据行业中各企业市值占行业总市值比重的平方和计算，*HHI* 指数越大，行业集中度越高。相关数据来源于 Wind 数据库。

三、实证结果与分析

(一) 尾部风险的行业关联分析

首先，我们将在 2013 年 1 月 1 日至 2020 年 12 月 31 日全样本期间 38 个行业的研究样本中，进行网络关联分析。表 1 报告了全样本中 IFO_{imean} 和 OTO_{imean} 指标排序结果为前 10 位和末尾 10 位的行业。 OTO_{imean} 指标的排序结果显示，与其他部门普遍存在产业联系的行业(如燃气生产供应、交通运输仓储邮政)是最为重要的风险输出部门。这可能是由于，以上行业在国民经济产业网络中处于中心位置，能够对其他部门的生产经营产

³ 本文尝试使用 Probit 模型进行回归分析。其中，因变量为行业 i 对行业 j “是否存在强风险传染”，由 II_{i-j} 指标是否高于样本中位数确定，对高于中位数的样本赋值为 1，其他样本赋值为 0。相关研究结论保持稳健，结果备索。

⁴ 2015 年 1 月沪深股市出现深幅调整，1 月 19 日上证指数跌幅达 7.7%，创国际金融危机 2008 年 6 月以来的单日最大跌幅。2015 年 6 月至 10 月间，A 股市场发生剧烈震荡，出现十余次千股涨停。2016 年熔断机制出台再度引发了股票市场的剧烈波动。自 2015 年 6 月上证指数从 5 000 点高点跌落至 2016 年 12 月底，上证指数累计跌幅超过 30%。

生重要影响，因此发源于相关行业的风险事件更可能诱发其他部门的市场波动，其风险溢出效应也更为明显。本文的这一发现与 Aobdia et al. (2014) 的研究结论相一致。同时，卫生和社会工作、科学和技术服务是风险输出强度最低的行业，属于尾部风险传染链条中的净接收部门。以上行业的主要服务对象均为个体消费者，仅与少数行业间存在强产业链联系，因此风险溢出能力相对较低。

表1 行业间尾部风险传染的排序分析

排序	行业	IFO_i (<i>In-from-Other</i>)			排序	行业	OTO_i (<i>Out-to-Other</i>)		
		最小值	均值	最大值			最小值	均值	最大值
1	通用设备	0.298	0.483	0.737	1	燃气生产供应	0.171	0.597	0.786
2	纺织品	0.292	0.475	0.694	2	交通运输仓储邮政	0.335	0.582	0.775
3	农林牧渔	0.182	0.434	0.705	3	建筑业	0.162	0.577	0.734
4	纺织服装鞋帽皮 革羽绒及其制品	0.229	0.432	0.566	4	纺织品	0.150	0.566	0.812
5	水利环境和公共 设施管理	0.046	0.430	0.734	5	电力热力生产供应	0.124	0.530	0.812
6	食品烟草	0.237	0.429	0.697	6	煤炭采选产品	0.220	0.516	0.754
7	水生产供应	0.162	0.419	0.679	7	石油天然气开采产品	0.086	0.503	0.748
8	石油炼焦产品和 核燃料加工品	0.116	0.419	0.619	8	金融	0.298	0.488	0.708
9	专用设备	0.081	0.416	0.613	9	纺织服装鞋帽皮革 羽绒及其制品	0.191	0.480	0.820
10	金融	0.277	0.416	0.500	10	交通运输设备	0.069	0.475	0.636
.....
29	金属制品	0.107	0.351	0.538	29	住宿餐饮	0.046	0.308	0.636
30	建筑业	0.220	0.346	0.575	30	木材加工品和家具	0.078	0.304	0.569
31	木材加工品和家具	0.104	0.329	0.566	31	信息传输软件和信 息技术服务	0.046	0.299	0.702
32	批发零售	0.087	0.325	0.584	32	通信设备计算机和 其他电子设备	0.055	0.290	0.783
33	其他制造业	0.040	0.323	0.601	33	造纸印刷和文教体 育用品	0.069	0.264	0.806
34	交通运输仓储邮政	0.165	0.317	0.604	34	仪器仪表	0.032	0.240	0.783
35	仪器仪表	0.046	0.309	0.587	35	其他制造业	0.049	0.194	0.460
36	住宿餐饮	0.058	0.304	0.601	36	非金属矿和其他矿 采选产品	0.088	0.191	0.279
37	石油天然气开采产品	0.083	0.250	0.401	37	科学和技术服务	0.058	0.133	0.231
38	通信设备计算机 和其他电子设备	0.040	0.221	0.474	38	卫生和社会工作	0.042	0.091	0.133

注：(1) 因果检验置信水平为 10%。(2) VaR 指标置信水平为 5%。

在此基础上，图 1 报告了全样本中 NET_i 指标排序前 10 位行业的风险输出与输入情况。图 1 显示，交通运输仓储邮政是风险净输出强度最高的行业。同时，在 NET_i 指标前 10 位行业中，4 个水电能源行业（石油天然气开采产品、燃气生产供应、电力热力生产供应、煤炭采选产品）为其他部门提供基础性产品和服务，其风险输出强度显著高于输入强度。

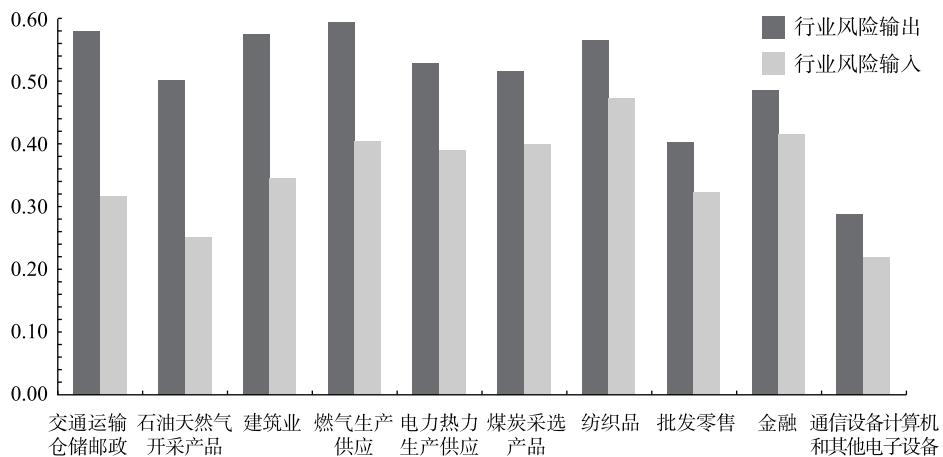


图 1 尾部风险净输出强度前 10 位行业

注：(1) 样本期间为 2013 年 1 月 1 日至 2020 年 12 月 31 日。(2) 格兰杰因果检验置信水平为 10%。(3) VaR 测度指标分位数 5%。(4) 黑色表示行业风险输出强度 (OTO_{imean} 指标)，灰色表示行业风险输入强度 (IFO_{imean} 指标)。

为了进一步刻画行业间的尾部风险溢出效应，我们计算“行业影响强度”($II_{i \rightarrow j}$)指标，并画出风险传染的关联网络图。图 2 显示，作为第三产业部门，交通运输仓储邮政和金融业是主要的风险净输出节点，为尾部网络中重要的驱动行业。以上行业与国民经济各部门间存在复杂的投入产出关系，对多个经济部门均能形成显著的风险溢出。同时，制造业部门内部也存在比较明显的风险传导关系。其中，建筑业是重要的风险净溢出行业，其对金属制品、通用设备等上游行业均能够形成明显的风险溢出。第一产业农林牧渔业则是主要的风险净输入节点，主要受纺织品等下游行业的风险溢出影响。本文的初步分析结果表明，大部分强风险传染的行业间均存在紧密的投入产出关系。

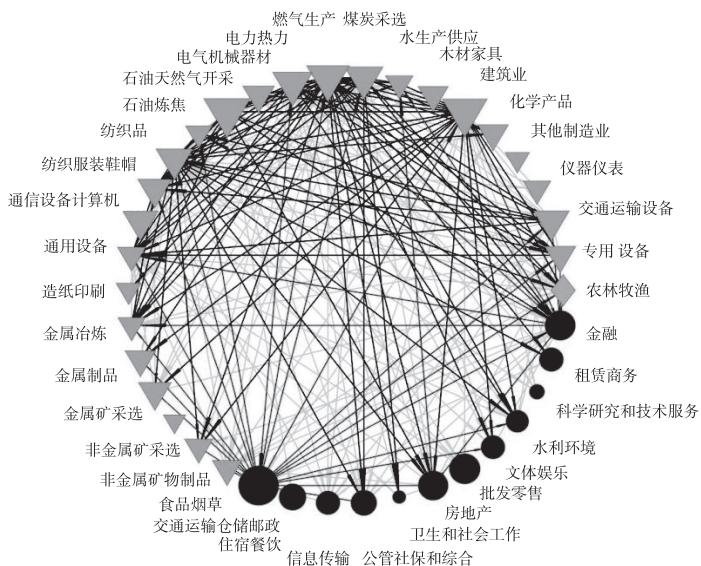


图 2 行业间尾部风险传染的关联网络分析

注：(1) VaR 测度指标分位数为 5%。(2) 因果检验置信水平为 10%。(3) 行业尾部风险净溢出强度越大，节点越大。(4) 菱形节点为第一产业，三角节点为第二产业，圆形节点为第三产业。(5) 两两行业间风险净输出强度达到前 10% 的行业组合加深连线，箭头表示风险净溢出方向，部分行业名称采用简写形式。图注同图 3。

(二)“股灾期间”尾部风险的行业关联分析

其次，我们对2015—2016年中国重大股灾期间的行业间尾部风险网络，基于5%分位数和1%分位数的VaR指标展开进一步分析。在以上分析中，大部分行业的风险溢出排序均保持稳定，相关结果备索。这表明，本文的研究能够较为准确地识别各行业在风险网络中的角色，为金融监管制度的完善提供稳健可靠的实证支持。

图3报告了中国重大股灾时期行业间尾部风险传染的关联网络。与全样本相比，股灾期间制造业部门在尾部风险网络中起到了相对主导性的作用，其对服务业部门的风险溢出显著增强。这一结论也与同期中国A股市场的表现相吻合，具体而言，2015—2016年资本市场发生剧烈震荡期间，第二产业各板块公司普遍出现大幅下跌，其中建筑业、交通运输设备累计跌幅一度超过50%。而第三产业的风险点相对分散，主要集中在多元金融业、交通运输仓储邮政、房地产等板块，金融权重股走势则相对稳健。

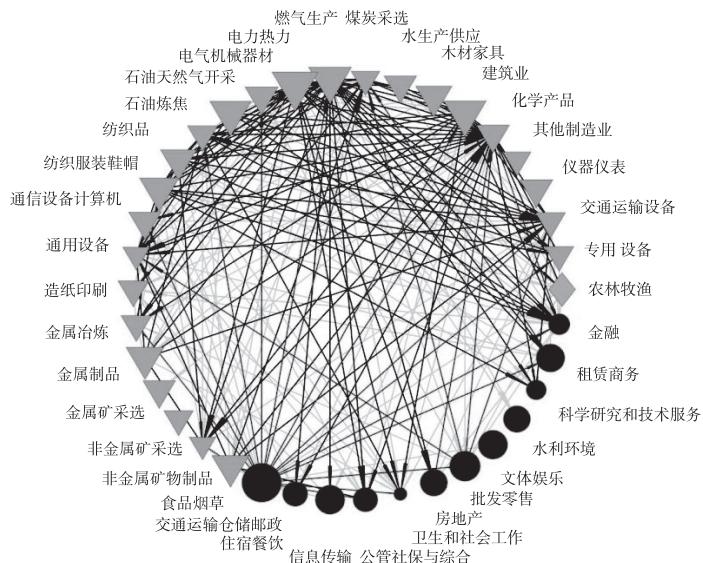


图3 “股灾期间”行业间尾部风险传染的关联网络分析

(三)产业链结构对行业间风险传染的影响分析

表2报告了全样本期间1406对行业组合风险传染强度与产业链结构的截面分析结果，因变量为行业*i*对*j*的“行业影响强度指标”($II_{i \rightarrow j}$)。表2第(1)—(4)列为稳健标准误OLS回归结果，第(5)—(7)列为分位数回归结果。⁵在所有回归中 $customer_{ji}$ 和 $supply_{ij}$ 项系数均为正， $customer_{ij}$ 和 $supply_{ji}$ 项系数为负，说明行业*i*对*j*的风险溢出强度与行业*i*在投入产出关系中的重要性正相关，而与行业*j*的重要性负相关。一方面，议价能力更高的行业将沿产业链对其上下游部门的经营产生更大影响，也更有可能对其他行业形成强风险传染效应；另一方面，当某一行业在产业贸易中占据相对优势地位时，该行业在金融市场中的韧性也相对较高，不易受到其他部门的冲击影响。这可能是

⁵ 本文尝试更换控制变量的增加顺序，回归结果保持稳健，结果备索。

因为,各行业板块在资本市场中的尾部风险变化与基本面状况密切相关,产业贸易网络中因投入产出关系导致的企业经营业绩关联,对于金融风险溢出也具有较强的解释力。值得注意的是, $customer_{ji}$ 项系数在表 2 第(1)—(7)列的回归中均显著为正,这表明控制了行业特质因素后,当行业 i 作为下游在行业 j 的销售收入中占更高比重时,行业 i 对 j 的风险传染效应更为明显。而其他产业链指标的显著性水平可能随控制变量的加入、因变量分位数水平的选择,而发生变化。这也意味着,全样本期间内,行业间尾部风险传染主要表现为下游向上游传导的路径,主要下游部门可以直接影响供应商的销售收入与现金流状况,因而其发生的金融风险异动能够对上游行业产生显著的风险溢出效应。相关结论在稳健标准误 OLS 回归和分位数回归中均保持稳健。

控制变量方面,在大部分回归中行业 i 对 j 的风险传染强度与行业 i 的股票收益率 (Ret_i) 显著负相关,这表明收益率较高、市场预期较好的行业对外输出风险的强度较弱,其成为资本市场动荡源的可能性较小。同时, HHI_i 项系数在大部分回归中保持显著为负,说明行业的集中程度越高,越不易受到来源于其他行业的风险溢出影响。这可能是因为,垄断行业的生产经营相对稳定,在面临生产成本上升等异质性冲击时,能够将负向冲击转嫁给下游消费者,因而其在金融市场中的尾部风险水平也不易受到外部冲击,这一发现也与 Abdoh and Varela (2017) 相一致。此外, MV_i 项系数保持显著为正,表明规模相对较大的行业更可能向其他行业输出风险。

表 2 产业链结构对行业间风险传染的影响分析

	OLS (1)	OLS (2)	OLS (3)	OLS (4)	0.25 分位数 (5)	0.5 分位数 (6)	0.75 分位数 (7)
$customer_{ji}$	0.282** (0.133)	0.293** (0.137)	0.306** (0.136)	0.296** (0.132)	0.415*** (0.116)	0.386*** (0.092)	0.553*** (0.133)
$supply_{ij}$	0.273** (0.106)	0.295*** (0.108)	0.309*** (0.105)	0.182** (0.089)	0.119 (0.128)	0.068 (0.102)	0.235 (0.147)
$customer_{ij}$	-0.109 (0.079)	-0.123 (0.080)	-0.136 * (0.079)	-0.084 (0.073)	-0.114 (0.115)	-0.047 (0.092)	-0.129 (0.133)
$supply_{ji}$	-0.133 (0.104)	-0.139 (0.102)	-0.158 (0.103)	-0.156 (0.099)	-0.195 (0.129)	-0.153 (0.103)	-0.176 (0.148)
Ret_i		-36.205** (18.433)	-37.768** (18.133)	-69.955*** (17.308)	14.524 (20.995)	-24.861 (16.750)	-52.152** (24.112)
Ret_j		-5.854 (13.724)	0.640 (14.236)	-3.923 (14.051)	-5.893 (20.940)	21.429 (16.707)	1.571 (24.050)
HHI_i			0.017 (0.053)	0.021 (0.047)	-0.257*** (0.058)	0.140*** (0.047)	0.296*** (0.067)
HHI_j				-0.099** (0.043)	-0.094** (0.042)	-0.093 (0.058)	-0.108** (0.046)
MV_i					0.026*** (0.003)	0.021*** (0.004)	0.025*** (0.003)
							0.026*** (0.005)

(续表)

	OLS	OLS	OLS	OLS	0.25 分位数	0.5 分位数	0.75 分位数
MV_j				0.003	-0.002	-0.002	0.006
				(0.004)	(0.004)	(0.003)	(0.005)
N	1 406	1 406	1 406	1 406	1 406	1 406	1 406
R^2	0.015	0.018	0.021	0.076	0.051	0.048	0.059

注：(1)***、**、* 分别表示系数在 1%、5%、10% 的置信水平上显著。省略常数项。(2) 括号内为稳健标准误。(3) OLS 回归报告 Adj. R^2 结果，分位数回归报告 Pseudo R^2 结果。(4) 表注同表 3 至表 5。

(四) “股灾期间”产业链结构对行业间风险传染的影响分析

表 3 报告了“中国重大股灾期间”行业间尾部风险传染与产业链结构的实证分析结果。结果显示，测度行业 i 相对重要性的 $customer_{ji}$ 和 $supply_{ij}$ 两项系数显著为正，而测度行业 j 相对重要性的 $customer_{ij}$ 和 $supply_{ji}$ 两项指标系数为负。由此可见，当行业 i 是 j 的主要下游客户或上游供应商时，行业组合 $i-j$ 间更易形成单向的风险传染关系，产业链中更强的议价能力可以保护行业免受外部冲击的剧烈影响。

与全样本相比， $supply_{ij}$ 项系数的显著性水平在分位数回归中出现了明显上升，且在所有回归中均保持显著为正。这表明，和全样本期间风险传染主要由下游向上游供应商传导的路径不同，重大股灾期间异质性冲击不仅会向上游扩散，也会波及下游行业。在重大股灾期间，产业链中的风险传染方向更为多样，上下游行业间的双向传导关系较为稳定。从基本面角度来看，主要下游部门能够以销售收入形式直接影响企业的财务绩效，而上游部门则可以通过生产要素供应影响企业的生产经营。在资本市场异常波动期间，投资者的谨慎情绪偏重，一旦个别行业部门发生异常的风险事件，尾部风险极易沿产业贸易关联迅速扩散。

表 3 “股灾期间”产业链结构对行业间风险传染的影响分析

	OLS (1)	OLS (2)	OLS (3)	OLS (4)	0.25 分位数 (5)	0.5 分位数 (6)	0.75 分位数 (7)
$customer_{ji}$	0.209* (0.121)	0.228* (0.124)	0.207* (0.120)	0.225* (0.121)	0.332*** (0.115)	0.363*** (0.079)	0.432*** (0.106)
$supply_{ij}$	0.313*** (0.067)	0.331*** (0.071)	0.309*** (0.068)	0.307*** (0.067)	0.316** (0.127)	0.209** (0.087)	0.221* (0.118)
$customer_{ij}$	-0.161*** (0.059)	-0.175*** (0.059)	-0.162*** (0.061)	-0.165*** (0.061)	-0.146 (0.114)	-0.139* (0.079)	-0.156 (0.106)
$supply_{ji}$	-0.074 (0.096)	-0.097 (0.094)	-0.079 (0.090)	-0.123 (0.085)	-0.123 (0.128)	-0.259*** (0.088)	-0.090 (0.118)
Ret_i		-23.360 (18.097)	-13.315 (15.917)	-16.010 (16.557)	3.118 (20.832)	36.942*** (14.298)	63.689*** (19.217)
Ret_j		25.916** (12.317)	26.749** (13.059)	15.352 (13.452)	23.502 (20.778)	33.645** (14.261)	7.599 (19.168)

(续表)

	OLS	OLS	OLS	OLS	0.25 分位数	0.5 分位数	0.75 分位数
HHI_i				-0.153*** (0.045)	-0.151*** (0.044)	-0.370*** (0.058)	0.010 (0.040)
HHI_j				-0.023 (0.041)	-0.021 (0.042)	-0.047 (0.058)	-0.021 (0.040)
MV_i					0.002 (0.003)	-0.001 (0.004)	-0.007* (0.004)
MV_j					0.009*** (0.003)	0.003 (0.004)	0.011*** (0.004)
N	1 406	1 406	1 406	1 406	1 406	1 406	1 406
R^2	0.017	0.021	0.031	0.039	0.035	0.027	0.026

(五) 稳健性检验

下文我们将通过更换产业链结构指标、更换尾部风险测度指标、剔除弱产业链关联组合三种方法展开稳健性分析，以保证本文研究结论的可靠性。

首先，我们更换投入产出表数据，使用 2017 年中国投入产出表计算产业链结构指标。⁶ 表 4 报告了基于 2017 年投入产出表构造产业链结构指标的分析结果。在表 4 的第(1)—(4)列回归中， $customer_{ji}$ 和 $supply_{ij}$ 两项指标的回归系数显著为正，而 $customer_{ij}$ 和 $supply_{ji}$ 系数显著为负。这表明产业链结构能够解释行业间的风险溢出效应，主要下游客户与上游供应商可以对其贸易伙伴输出尾部风险，而贸易关联中较强的议价能力可以增强该行业的市场韧性，本身受到的风险溢出强度相对较小。此外，表 4 第(5)—(7)列回归中， $customer_{ji}$ 项系数在所有回归中均保持显著为正，而其他产业链指标的显著性在不同的分位数水平下可能出现差异。这意味着，全样本期间下游向上游行业的尾部风险传导路径最为稳定，相关研究结论不会因为更换产业链结构指标而发生变化。

表 4 产业链结构对行业间风险传染的影响分析（基于 2017 年投入产出表）

	OLS (1)	OLS (2)	OLS (3)	OLS (4)	0.25 分位数 (5)	0.5 分位数 (6)	0.75 分位数 (7)
$customer_{ji}$	0.301** (0.119)	0.321*** (0.124)	0.334*** (0.126)	0.311** (0.122)	0.244** (0.123)	0.356*** (0.094)	0.509*** (0.140)
$supply_{ij}$	0.348*** (0.099)	0.364*** (0.099)	0.380*** (0.096)	0.261*** (0.084)	0.256* (0.133)	0.160 (0.101)	0.153 (0.151)

⁶ 2017 年投入产出表共包括 149 个产品部门间的投入产出数据。为保证行业分类的一致性，我们参照《国民经济行业分类》(GB/T 4754—2017)，对细分行业的相关数据进行加总，整理出 2017 年 42 个部门的投入产出表。本文还尝试基于 2015 年与 2017 年产业链结构指标均值，在全样本与股灾样本中进行稳健性分析，相关研究结果保持稳健一致，结果备索。

(续表)

	OLS	OLS	OLS	OLS	0.25分位数	0.5分位数	0.75分位数
$customer_{ij}$	-0.172** (0.076)	-0.182** (0.076)	-0.199*** (0.075)	-0.146** (0.071)	-0.159 (0.123)	-0.128 (0.094)	-0.121 (0.139)
$supply_{ji}$	-0.183* (0.107)	-0.195* (0.107)	-0.210* (0.109)	-0.203* (0.105)	-0.173 (0.133)	-0.223** (0.101)	-0.132 (0.151)
Ret_i		-37.672** (18.288)	-39.317** (17.984)	-71.265*** (17.220)	13.055 (21.863)	-23.371 (16.677)	-50.943** (24.864)
Ret_j		-4.609 (13.743)	2.071 (14.231)	-3.288 (14.057)	-6.573 (21.792)	19.564 (16.623)	-8.670 (24.783)
HHI_i			0.018 (0.052)	0.023 (0.046)	-0.231*** (0.061)	0.140*** (0.046)	0.274*** (0.069)
HHI_j			-0.102** (0.042)	-0.097** (0.042)	-0.107* (0.061)	-0.107** (0.046)	-0.070 (0.069)
MV_i				0.026*** (0.003)	0.022*** (0.004)	0.025*** (0.003)	0.025*** (0.005)
MV_j				0.003 (0.004)	-0.002 (0.004)	-0.001 (0.003)	0.008 (0.005)
N	1 406	1 406	1 406	1 406	1 406	1 406	1 406
R^2	0.020	0.023	0.026	0.079	0.052	0.048	0.058

其次，本文更换了尾部风险测度指标，使用“边际期望损失”（MES指标），展开稳健性检验。与只考虑损失分布分位数的VaR指标相比，MES指标能够以期望平均的方法测度发生极端事件时阈值以下的损失风险，对尾部风险的度量更为准确（Acharya et al., 2017; Löffler and Raupach, 2018）。表5报告了基于5%分位数MES指标的分析结果。一方面， $customer_{ji}$ 和 $supply_{ij}$ 项系数在大部分回归中保持显著为正，表明产业链关系能够解释行业间的尾部风险传染关系，议价能力强的行业对外输出风险的强度更高，风险溢出强度与下游客户（或上游供应商）的相对重要性正相关。另一方面， $customer_{ij}$ 和 $supply_{ji}$ 项系数显著为负，表明产业贸易中的相对优势地位能够使其获得风险防御地位。相关分析结果与表2一致。

表5 产业链结构对行业间风险传染的影响分析（基于MES指标）

	OLS (1)	OLS (2)	OLS (3)	OLS (4)	0.25分位数 (5)	0.5分位数 (6)	0.75分位数 (7)
$customer_{ji}$	0.325*** (0.114)	0.312*** (0.116)	0.292*** (0.110)	0.265** (0.106)	0.198 (0.127)	0.250** (0.100)	0.556*** (0.113)
$supply_{ij}$	0.382*** (0.097)	0.394*** (0.098)	0.372*** (0.094)	0.308*** (0.091)	0.442*** (0.141)	0.348*** (0.111)	0.190 (0.125)

(续表)

	OLS	OLS	OLS	OLS	0.25 分位数	0.5 分位数	0.75 分位数
<i>customer_{ij}</i>	-0.239** (0.105)	-0.241** (0.104)	-0.230** (0.106)	-0.200* (0.103)	-0.259** (0.127)	-0.359*** (0.100)	-0.053 (0.112)
<i>supply_{ji}</i>	-0.317*** (0.094)	-0.286*** (0.093)	-0.271*** (0.089)	-0.218** (0.091)	-0.147 (0.142)	-0.218** (0.111)	-0.391*** (0.125)
<i>Ret_i</i>		-33.398 (21.082)	-21.381 (19.163)	-34.916* (19.197)	100.066*** (23.126)	-0.756 (18.153)	-47.648** (20.468)
<i>Ret_j</i>		-63.045*** (14.714)	-59.299*** (15.314)	-48.260*** (15.552)	-63.910*** (23.066)	-18.133 (18.106)	-56.384*** (20.415)
<i>HHI_i</i>			-0.186*** (0.059)	-0.186*** (0.056)	-0.804*** (0.064)	-0.118** (0.050)	0.077 (0.057)
<i>HHI_j</i>			-0.069 (0.044)	-0.069 (0.042)	-0.090 (0.064)	-0.088* (0.050)	0.020 (0.057)
<i>MV_i</i>				0.012*** (0.004)	-0.004 (0.004)	0.015*** (0.003)	0.013*** (0.004)
<i>MV_j</i>				-0.009*** (0.003)	-0.009** (0.004)	-0.014*** (0.003)	-0.007* (0.004)
N	1 406	1 406	1 406	1 406	1 406	1 406	1 406
R ²	0.025	0.038	0.051	0.066	0.077	0.036	0.040

最后，我们通过剔除弱产业链行业组合，进行稳健性检验。Ahern and Harford (2014)、Nguyen et al. (2020) 等研究均指出，四项产业链指标同时小于 1% 的行业组合间并未形成稳定的上下游关系，产业链指标的微小差异难以反映行业的相对议价能力。在剔除弱产业链组合后，本文的研究结论仍保持稳健，全样本期间重要的下游行业更有可能向上游输出风险，相关结果备索。

四、结论与建议

本文采用网络关联分析方法，结合投入产出表构造产业链结构指标，分析尾部风险的跨行业传染及其微观驱动机制。研究发现，在产业贸易中占据基础性地位的行业（如水电能源供应行业、交通运输仓储邮政、金融业等），风险净输出强度较高，属于尾部风险网络的主要驱动节点。以个体消费者为主要服务对象的行业（如卫生和社会工作、科学研究和技术服务等），则是尾部风险网络中的净输入部门，较易受到其他行业的冲击影响。在 2015—2016 年中国重大股灾期间，传统制造业的风险输出强度出现了上升。同时，本文还发现，产业链中的相对重要性与议价能力决定着风险传导的方向。其中，议价能力较高的行业能够对其上下游部门输出风险。此外，在全样本期间，尾部风险主要沿产业链逆向传导，源于下游部门的风险异动能够对上游形成明显的冲击。而在重大股灾期间，尾部风险在上下游部门间的双向传导效应较为显著，此时金融风险通过投入产出网络扩散的趋势更为明显。

基于本文的研究发现，我们得到以下三点启示：

第一，应将实体经济与金融部门统一纳入风险预警的监测范围，防范尾部风险的跨行业、跨部门传染。本文研究发现，行业间风险传染呈现出显著的“级联效应”，包括实体经济板块在内的行业异质性波动能够迅速扩散并引发系统性风险，进而对金融市场的稳定产生负面冲击。在当前我国产业供应链正经历结构性调整和转型升级的背景下，应加强监测资本市场中的实体经济板块，高度关注传统制造业大宗商品价格的剧烈波动，完善金融预警安全机制，坚决守住不发生系统性风险的底线。

第二，应根据不同的资本市场状况，判断尾部风险网络中的重要风险节点。本文的研究表明，全样本中水电能源供应、金融业等基础性行业是最为主要的风险净溢出部门，而在重大股灾期间，传统制造业的风险溢出强度出现了显著上升。现阶段，对于金融部门我国应加强房地产金融、互联网金融等重点领域的审慎监管；而对于实体经济板块，则应该重点关注面临转型升级压力的制造业和传统服务业。此外，监管当局还应重视因疫情冲击而受损严重的产业链节点（如交通运输仓储邮政、住宿餐饮等），防范下行风险的跨行业传染。

第三，应结合产业链结构，甄别金融风险的上下游传染路径。本文发现，全样本期间行业间的风险扩散主要表现为下游向上游的风险溢出，相对议价能力更高的行业对外输出风险的强度也较高。由此可见，为了有效防范尾部风险跨行业交叉传染，应优先对议价能力较强的下游行业（如建筑业、租赁和商务服务业）实施重点风险监控。同时，对于已爆发异质性风险事件的行业，应及时稳定市场预期，在其上下游部门中加大信贷支持，落实金融体系支持实体经济的举措，未雨绸缪地防范可能因产业链传染而引发的系统性风险。

参 考 文 献

- [1] Abdo, H., and O. Varela, “Product Market Competition, Idiosyncratic and Systematic Volatility”, *Journal of Corporate Finance*, 2017, 43, 500-513.
- [2] Acemoglu, D., V. M. Carvalho, A. Ozdaglar, and A. Tahbaz-Salehi, “The Network Origins of Aggregate Fluctuations”, *Econometrica*, 2012, 80 (5), 1977-2016.
- [3] Acemoglu, D., A. Ozdaglar, and A. Tahbaz-Salehi, “Microeconomic Origins of Macroeconomic Tail Risks”, *American Economic Review*, 2017, 107 (1), 54-108.
- [4] Acharya, V. V., L. H. Pedersen, T. Philippon, and M. Richardson, “Measuring Systemic Risk”, *Review of Financial Studies*, 2017, 30, 2-47.
- [5] Ahern, K. R., and J. Harford, “The Importance of Industry Links in Merger Waves”, *Journal of Finance*, 2014, 69 (2), 527-576.
- [6] Aobdia, D., J. Caskey, and N. B. Ozel, “Inter-industry Network Structure and the Cross-predictability of Earnings and Stock Returns”, *Review of Accounting Studies*, 2014, 19, 1191-1224.
- [7] Avery, C., and P. Zemsky, “Multi-dimensional Uncertainty and Herd Behavior in Financial Markets”, *American Economic Review*, 1998, 88, 724-748.
- [8] Barrot, J., and J. Sauvagnat, “Input Specificity and the Propagation of Idiosyncratic Shocks in Production Networks”, *Quarterly Journal of Economics*, 2016, 131, 1543-1592.

- [9] Billio, M., M. Getmansky, A. W. Lo, and L. Pelizzon, “Econometric Measures of Connectedness and Systemic Risk in the Finance and Insurance Sectors”, *Journal of Financial Economics*, 2012, 104 (3), 535-559.
- [10] Cai, K., and H. Zhu., “Customer-Supplier Relationships and the Cost of Debt”, *Journal of Banking and Finance*, 2020, 110, 1-19.
- [11] Carvalho, D., “Financing Constraints and the Amplification of Aggregate Downturns”, *Review of Financial Studies*, 2015, 28 (9), 2463-2501.
- [12] Gabaix, X., “The Granular Origins of Aggregate Fluctuations”, *Econometrica*, 2011, 79, 733-772.
- [13] Giannetti, M., and F. Saidi, “Shock Propagation and Banking Structure”, *The Review of Financial Studies*, 2019, 32 (7), 2499-2540.
- [14] 李政、刘淇、梁琪,“基于经济金融关联网络的我国系统性风险防范研究”,《统计研究》,2019年第2期,第23—37页。
- [15] 李志生、金凌、张知宸,“危机时期政府直接干预与尾部系统风险——来自2015年股灾期间‘国家队’持股的证据”,《经济研究》,2019年第4期,第67—83页。
- [16] Lucas, R. E., “Understanding Business Cycles”, Carnegie-Rochester Conference Series on Public Policy, 1977, 5, 7-29.
- [17] Löffler, G., and P. Raupach, “Pitfalls in the Use of Systemic Risk Measures”, *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 2018, 53 (1), 269-298.
- [18] Menzly, L., and O. Ozbas, “Market Segmentation and Cross-predictability of Returns”, *Journal of Finance*, 2010, 65 (4), 1555-1580.
- [19] Nguyen, D. L., S. Mateut, and T. Chevaputrakul, “Business-Linkage Volatility Spillovers Between US Industries”, *Journal of Banking and Finance*, 2020, 111, 1-26.
- [20] Wang, Z., “Dynamics and Causality in Industry-specific Volatility”, *Journal of Banking and Finance*, 2010, 34 (7), 1688-1699.
- [21] 杨子晖、陈里璇、陈雨恬,“经济政策不确定性与系统性金融风险的跨市场传染——基于非线性网络关联的研究”,《经济研究》,2020年第1期,第65—81页。

Cross-industry Contagion of Tail Risk from a New Perspective of Industry Chain Structure

YANG Zihui

(Southern University of Science and Technology)

WANG Shudai*

(Guangdong University of Foreign Studies)

LIANG Fang

(Sun Yat-sen University)

Abstract: Based on China's Input-Output Table, this research analyzes the micro factors of tail-risk contagion from the new perspective of industrial chain structure. We show that risk contagion can be ex-

* Corresponding Author: Wang Shudai, Guangdong University of Foreign Studies, Panyu District, Guangzhou, Guangdong 510006, China; Tel: 86-13524008097; E-mail: wangshd6@163.com.

plained by input-output linkages. A relatively important industry seems to have stronger risk spillover towards its supplier and customer. During the full sample period, tail risk is mainly transmitted from customers to suppliers. Nevertheless, during stock market crash period, we can observe bi-directional risk transmissions between upstream and downstream sectors, making risk contagion effect along industry chain more significant. Finally, we put forward suggestions to prevent cross-industry contagion of tail risk, so as to improve the industrial governance mechanism.

Keywords: tail risk contagion; industry chain structure; input-output relationship

JEL Classification: E44, G01, G10