

doi: 10.19920/j.cnki.jmsc.2021.10.004

中美贸易摩擦对中国沪深股市行业板块的影响^①

李延双¹, 庄新田¹, 王健^{1*}, 宫晓莉²

(1. 东北大学工商管理学院, 沈阳 110169; 2. 青岛大学经济学院, 青岛 266061)

摘要: 以“2018年中美贸易摩擦事件”为时间节点, 分别构建贸易摩擦前、后的中国沪深股市行业间风险溢出网络. 基于多种网络中心性指标, 构建反映行业风险传染及风险承受强度的综合指标. 从行业间风险溢出效应、股市稳定性、网络结构变化等角度分析贸易摩擦对股市的影响, 探究影响各行业风险传染(承受)强度的因素, 并在贸易摩擦背景下识别影响行业网络变化的主要因素. 研究表明: 1) 贸易摩擦事件促使股市系统性风险加剧及稳定性水平下降, 并降低网络的鲁棒性; 2) 在短期内, 贸易摩擦对网络稳定性具有决定性影响. 在中长期上, 贸易摩擦对网络稳定性的影响逐渐减弱, 而宏观经济指标、汇率、货币政策等经济政策将逐渐主导网络稳定性的变化; 3) 贸易摩擦后, 各行业的风险溢出效应发生不同程度的改变, 影响各行业风险传染(承受)强度的因素也不尽相同. 研究结论对我国金融监管部门进行宏观审慎管理、把控系统性风险、维护金融市场稳定性具有一定的参考价值.

关键词: 中美贸易摩擦; 宏观审慎管理; 风险溢出网络; 系统性风险; 金融市场稳定性

中图分类号: F830.91; F832.59 **文献标识码:** A **文章编号:** 1007-9807(2021)10-0034-24

0 引言

自2018年3月起, 中美贸易争端持续升温, 贸易摩擦事件强烈冲击了中美及世界的经贸体系^[1-7], 严重影响全球经济的发展. 与此同时, 贸易摩擦事件带来的经济形势不确定性促使投资者悲观情绪加剧, 以中国A股市场为代表的金融市场严重受此影响而剧烈震荡, 上证综指不断走低, 股市成交量持续萎靡, 市场系统性风险逐步加剧. 金融风险的外部性是系统性风险产生的本质, 因此需要监管机构采取宏观审慎的方法、制定相应政策等措施把控系统性风险^[8-12]. 党的十八大以来, “提高系统性金融风险防范意识、加强宏观审慎管理、守住不发生系统性金融风险的底线”是党和国家金融工作的重要指导方针. 在此背景下, 基于复杂网络理论构建中美贸易摩擦背景下的中

国沪深股市行业板块间风险溢出网络, 从网络视角分析中国沪深股市整体系统性风险、稳定性以及股市中各行业板块的风险溢出效应的演变特征. 本文的研究有助于我国金融监管部门提高系统性风险防范意识、制定相应政策以加强宏观审慎管理、严格把控金融市场的系统性风险.

自2008年国际金融危机以来, 有关系统性风险的度量与传染^[8-11], 以及金融稳定性等问题^[13, 14]引起了学术界的广泛关注. 目前, 关于系统性风险的定义学术界仍未达成一致, 杨子晖和周颖刚^[11]认为系统性金融风险事件是指一系列(或某个)事件对金融机构或金融市场产生了明显冲击, 严重影响金融系统的正常运行以及公众对金融系统的信心, 从而妨碍了经济增长, 导致福利损失. Hart和Zingales^[15]认为, 系统性风险是指

① 收稿日期: 2019-04-05; 修订日期: 2020-12-28.

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(71671030; 71571038; 71971048); 中央高校基本科研业务费资助项目(N2006010); 辽宁省“兴辽英才”青年拔尖人才资助项目(XLYC1907015).

通讯作者: 王健(1980—), 女, 河北唐山人, 博士, 教授, 博士生导师. Email: jwang@mail.neu.edu.cn

金融系统内的某家金融机构或市场自身发生崩溃等危机后向金融系统内的其他金融结构、市场进行传染,并导致其他金融机构、市场或者整个金融系统崩溃的风险。国际货币基金组织(IMF)、金融稳定委员会(FSB)^[16]、国际清算银行(BIS)认为,系统性风险是指金融系统中部分机构面临倒闭等极端危机时,将危机扩散至其他机构及整个金融系统,最终导致金融服务中断并严重冲击实体经济的风险。

准确测度系统性风险是进行宏观审慎管理、把控系统性风险的重要前提。美国次贷危机前,在险价值(value-at-risk, VaR)是监管部门测度金融体系中某金融机构的风险的主要方法。由于方法本身的局限性, VaR 无法准确测度整个金融系统的风险,且不能有效反映金融系统中各金融机构对金融系统的风险溢出效应^[17]。为解决以上问题,Adrian 和 Brunnermeier^[18,19]基于传统的 VaR 方法,提出了条件在险价值(CoVaR)方法和 Δ CoVaR 方法来测度当金融系统中的某一金融机构(市场)遭遇危机时,该金融机构(市场)对整个金融系统的风险贡献程度。此后,Acharya 等^[20]与 Brownlees 和 Engle^[21]又先后提出 MES 方法和 SRISK 方法来度量金融机构的系统性风险贡献度。2015 年国内股灾爆发后,如何精准有效地测度金融市场中的系统性风险并及时做出预警和防范,成为我国金融监管部门的工作重点。张冰洁等^[22]提出了“CoES”模型,该模型在 CoVaR 模型的基础上加入了对尾部损失的均值的关注,能够更准确地度量金融部门的系统性风险。张琳等^[23]基于 SRISK 和支持向量机(SVM)模型,提出 SRISK-SVM 模型用以测度我国非上市保险公司的系统性风险。何青等^[24]基于机构个体风险、波动及不稳定性等多种风险因素指标构建系统性金融风险指数,用以探究系统性风险在中国实体经济中的传导路径。

有效识别金融系统内各金融机构的风险传染方式及传染路径是进行宏观审慎管理、把控系统性风险的关键步骤。近些年,网络分析法已逐渐成为研究金融机构(市场)间关联性及金融风险溢出效应的重要手段。溢出效应主要包括收益溢出效应^[25,26]、波动溢出效应^[8,9,11,27-33]及尾部风险溢出效应^[34,35],为分析金融机构(市场)间的关联

性。宫晓莉和熊熊^[8]基于 TVP-VAR 模型的方差分解溢出指数方法,从波动溢出网络的视角分析中国金融系统内部间(货币市场、资本市场、大宗商品交易市场、外汇市场、房地产市场和黄金市场)的波动溢出效应及风险传染机制。杨子晖和周颖刚^[11]基于有向无环图技术和动态波动溢出网络方法,围绕国际金融危机的冲击事件,从网络关联视角考察全球系统性金融风险的动态演变机制,以及金融风险在全球各市场间的传递路径、传递强度以及传递中心。李政等^[36]构建了我国上市金融机构间的信息溢出网络,从网络视角分析了各金融机构间的关联特征及影响网络关联性的主要因素。Wang 等^[37]在 2008 年国际金融危机背景下,基于 VAR 和格兰杰因果模型分别构建了金融机构间的静态和动态的极端风险溢出网络,研究发现房地产和银行部门是极端风险溢出的净发送者,保险和多元化金融部门是净接收者。

维护金融市场的稳定性既是国家经济健康发展的必要保障,也是监管部门进行宏观审慎管理、把控系统性风险的最终目标。金融市场是典型的复杂系统^[38,39],近些年,在金融市场稳定性方面的研究,研究者们从网络结构的稳定性、鲁棒性、脆弱性等^[13,14,36]角度取得了众多成果。Zhang 和 Zhuang^[13]基于 VaR、价格波动相关性及多重分形特征指标构建了 3 种股票关联网络,分析了股市网络稳定性与国际股市及大宗商品市场间的关系。刘海飞等^[14]基于最小生成树算法和仿真实验分析了“沪港通”政策的开通对中国沪深股市网络抗毁性的影响,研究发现中国沪深股市网络对于随机攻击均具有良好的鲁棒性,但对于恶意攻击表现出一定的脆弱性,“沪港通”政策的开通有助于提高我国沪深股市整体的稳定性。Peron 等^[40]基于熵值法构建了股市鲁棒性度量指标,并分析了股市鲁棒性与股票关联网络的关系,研究发现网络平均路径长度与网络的鲁棒性显著相关,且股票关联网络的鲁棒性在金融危机时期下降明显。Silva 等^[41]基于网络分析法研究金融机构在巴西银行间市场中的重要作用,发现其在银行间市场中扮演提供流动性的角色并有助于提高网络的稳定性。

综上所述,针对“中美贸易摩擦”的相关研究,现有文献^[1-7]主要集中于探讨中美贸易摩擦

对贸易、关税、实体行业、宏观经济等方面的相关影响,且采用的研究方法通常为传统计量方法^[1-4,6,7],而较少关注贸易摩擦事件对股市(尤其是股市中各行业板块)的具体影响;针对金融系统性风险的度量及传染的相关研究,现有文献^[8-11,22-24]主要专注于金融系统性风险的测度方法及系统性风险大小的影响因素,对金融系统内部各金融机构间的关联特征、风险溢出效应及影响风险溢出效应的主要因素关注较少,且通常选取银行作为研究对象,对证券、保险等金融机构的研究略有不足.针对金融市场稳定性的相关研究,现有研究^[13,14,40,41]从复杂网络的视角,通过金融网络的结构特征、节点的拓扑指标、鲁棒性等网络特性的变化来分析金融市场的关联性及稳定性取得了较好效果,为本文的研究奠定了理论基础.此外,已有研究^[8-11,13,14,22-24,40,41]通常只关注金融系统性风险的度量、金融系统内金融机构的风险溢出效应、金融系统稳定性这三者中的一项,而较少有研究者在同一框架下同时兼顾金融系统性风险的度量、传染以及金融系统稳定性的分析.

本文的贡献主要有以下几点:

1) 从复杂网络的视角,以“2018 年中美贸易摩擦事件”为研究背景,以中国沪深股票市场各行业板块为研究对象,采用对比分析法,分别构建并比较贸易摩擦前、后的股市行业板块间风险溢出网络及其变化情况,从各行业板块间的风险溢出效应、股市整体稳定性、网络结构变化特征等角度,分析中美贸易摩擦事件对股市的影响,并分析影响各行业风险传染强度和风险承受强度的因素以及在贸易摩擦背景下识别影响中国沪深股市行业网络变化的主要因素.

2) 在同一框架下同时兼顾对中国沪深股市中各行业板块系统性风险的度量、行业板块间金融风险的传染以及股市整体稳定性这 3 类问题的分析,更系统地分析股市中系统性风险与股市稳定性的关系.有助于金融监管部门有效进行宏观审慎管理、把控系统性风险等重要问题.

3) 突破以往研究^[13,14]仅从仿真实验的角度,采用随机攻击或蓄意攻击的方式分析网络的鲁棒性,采取理论与实际相结合的方式,通过“2018 年中美贸易摩擦事件”的实际背景,基于实际遭受

贸易制裁的行业板块,有针对性的提出“混合攻击”的方式对网络进行鲁棒性分析,并由此分析美国的贸易制裁措施对中国沪深股市稳定性的影响.

4) 为较好地捕捉由中美贸易摩擦所引起的股票行业板块间风险溢出网络变化,以及在中美贸易摩擦的背景下区分中美贸易摩擦事件、宏观经济变量、经济政策及其他重要金融指标对中国沪深股市行业网络变化的影响作用.首先通过事件分析法,选取网络全局聚集系数(*GCluster*)作为中美贸易摩擦对中国沪深股市行业板块间风险溢出网络结构影响作用的代理变量,从量化分析的角度捕捉由中美贸易摩擦所引起的股票行业板块间风险溢出网络变化.同时,基于广义预测误差分解模型估计股市行业网络稳定性的时变预测误差方差分解结果,从而有效区分在中美贸易摩擦背景下中美贸易摩擦事件、其他宏观经济变量及经济政策对中国沪深股市行业网络变化的影响作用.

1 模型构建与主要理论

1.1 股市行业板块间风险溢出网络

Diebold 和 Yilmaz^[27,28]提出的波动溢出方法是股市行业板块间风险传染分析的理论框架.该方法基于向量自回归模型,通过方差分解刻画不同变量间的风险传染关系.本文基于该方法刻画中国沪深股市中不同行业板块间的风险波动溢出关系,并依此构建相应的风险溢出网络. Diebold 和 Yilmaz^[27,28]首先考虑了协方差平稳的 N 变量 VAR(p) 过程

$$x_t = \sum_{i=1}^p \Phi_i x_{t-i} + \varepsilon_t \tag{1}$$

式中 $\varepsilon \sim (0, \Sigma)$ 是独立同分布的扰动向量,式(1)的移动平均形式可表示为

$$x_t = \sum_{i=0}^{\infty} A_i \varepsilon_{t-i} \tag{2}$$

式中 A_i 是 $d_{ij}^{(H)} = \frac{\sigma_{ii}^{-1} \sum_{h=0}^{H-1} (e_i' A_h \Sigma e_j)}{\sum_{h=0}^{H-1} (e_i' A_h \Sigma e_j)}$ 的系数矩阵,

服从如下的递归公式

$$A_i = \Phi_1 A_{i-1} + \Phi_2 A_{i-2} + \dots + \Phi_p A_{i-p} \quad (3)$$

其中 A_0 为 N 阶单位矩阵, 当 $i < 0$ 时, 有 $A_i = 0$. 方差贡献是当变量 y_i 受到外部因素冲击时, y_i 的 H 步预测误差方差中由 y_i 所解释的比例部分 $d_{ij}^{(H)}$. 它反映了变量变化受到其自身或受到系统中其他变量影响的程度, 其计算式

$$d_{ij}^{(H)} = \frac{\sigma_{ii}^{-1} \sum_{h=0}^{H-1} (e_i A_h \Sigma e_j)^2}{\sum_{h=0}^{H-1} (e_i A_h \Sigma e_j)} \quad (4)$$

式中 $i, j = 1, 2, \dots, N$; Σ 是 ε_t 的协方差矩阵; σ_{ii} 是 ε_t 的标准差; e_i 表示第 i 个元素为 1, 而其他元素均为 0 的列向量; H 表示预测期; A_h 为式(2)的系数 h 为式(2)中扰动向量的滞后阶数.

于是, 由元素 $d_{ij}^{(H)}$ 构成的 $N \times N$ 阶的方差分解矩阵 $D_{ij}(h)$ 可以用来表征中国沪深股市中不同行业板块间的风险溢出效应. 在方差分解矩阵 $D_{ij}(h)$ 中

$$D_{ij}(h) = \begin{pmatrix} d_{11} & d_{12} & \dots & d_{1N} \\ d_{21} & d_{22} & \dots & d_{2N} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ d_{N1} & d_{N2} & \dots & d_{NN} \end{pmatrix} \quad (5)$$

非对角线元素表示预测误差方差的分解, 反映了行业板块 i 与 j 之间的风险溢出程度. 因此 $D_{ij}(h)$ 中第 i 行的和 $\sum_{j=1, j \neq i}^N d_{ij}^{(H)}$ 代表了其他行业对它的风险溢出总和, 表示的是行业 i 的风险承受能力. $D_{ij}(h)$ 中第 j 列的和 $\sum_{i=1, i \neq j}^N d_{ij}^{(H)}$ 代表了行业 j 对其他行业的风险溢出总和, 表示的是行业 j 的风险传染能力.

股市行业板块间风险溢出网络 $G(V, E)$ 中, $V = \{v_1, v_2, \dots, v_i\}$ 代表股市各行业构成的顶点集合, $E = \{e_{12}, e_{23}, \dots, e_{ij}\}$ 代表行业间风险溢出关系的边集合. 由于基于 $D_{ij}(h)$ 构建的网络属于全连接网络, 其中存在大量的冗余边(即这些边代表其对应的行业间的风险关联性较弱), 因此, 为准确识别股市中行业间较强的风险关联效应, 选取阈值法过滤全连接网络中的冗余边. 设定阈值为 θ , 若 $|d_{ij}| \geq \theta$ 则 $e_{ij} = 1$, 若 $|d_{ij}| < \theta$ 则 $e_{ij} = 0$.

1.2 系统性风险贡献度 - 基于动态 CoVaR 模型

参照 Adrian 和 Brunnermeier^[18, 19] 的方法构建

动态 CoVaR 模型, 利用分位数回归法求解 VaR 、 $CoVaR$ 及 $\Delta CoVaR$ 的过程如下

$$R_t^{(i)} = \alpha_i + \lambda_i M_{t-1} + \varepsilon^{(i)} \quad (6)$$

$$CoVaR_t^{(i) \text{ sys}}(q) = \hat{\alpha}^{(i) \text{ sys}} + \hat{\beta}^{(i) \text{ sys}} R_t^{(i)} + \hat{\lambda}^{(i) \text{ sys}} M_{t-1} \quad (7)$$

式中 $R_t^{(i)}$ 为行业 i 在第 t 日的日收益率数据; M_{t-1} 为状态转移变量.

对式(6)进行分位数回归求出相应参数 $\hat{\alpha}_i$, $\hat{\lambda}_i$, 并得到行业 i 在第 t 日的在险价值 $VaR_t^{(i)}(q)$. 再对式(7)进行分位数回归, 求出相应参数 $\hat{\alpha}^{(i) \text{ sys}}$, $\hat{\beta}^{(i) \text{ sys}}$, $\hat{\lambda}^{(i) \text{ sys}}$. 将 $VaR_t^{(i)}(q)$ 代入式(7)的 $R_t^{(i)}$ 中, 得到股市行业 i 在第 t 日的系统性风险价值 $CoVaR_t^{(i) \text{ sys}}(q)$. $VaR_t^{(i)}(q)$ 和 $CoVaR_t^{(i) \text{ sys}}(q)$ 的表达式为

$$VaR_t^{(i)}(q) = \hat{\alpha}_i + \hat{\lambda}_i M_{t-1} \quad (8)$$

$$CoVaR_t^{(i) \text{ sys}}(q) = \hat{\alpha}^{(i) \text{ sys}} + \hat{\beta}^{(i) \text{ sys}} R_t^{(i)} + \hat{\lambda}^{(i) \text{ sys}} M_{t-1} \quad (9)$$

则, 各行业的系统性风险贡献度为

$$\begin{aligned} \Delta CoVaR_t^{(i) \text{ sys}}(q) &= CoVaR_t^{(i) \text{ sys}}(q) - CoVaR_t^{(i) \text{ sys}}(50\%) \\ &= \hat{\beta}^{(i) \text{ sys}} [VaR_t^{(i)}(q) - VaR_t^{(i)}(50\%)] \end{aligned} \quad (10)$$

式(10)中, 取 $q = 5\%$

1.3 网络拓扑指标

1) 度中心性 股市行业板块间风险溢出网络中, 节点 v_i 的入度中心性 DC_i^{in} 和出度中心性 DC_i^{out} 如下式

$$DC_i^{\text{in}} = \frac{1}{n-1} \sum_{j=1}^n e_{ji} \quad (11)$$

$$DC_i^{\text{out}} = \frac{1}{n-1} \sum_{j=1}^n e_{ij} \quad (12)$$

式中 e_{ij} 和 e_{ji} 分别代表从 v_i 指向 v_j 及从 v_j 指向 v_i 的连边; n 为节点总数. 度中心性侧重于度量节点 v_i 对网络中与其相邻的其他节点的直接影响力, 节点 v_i 的入度中心性或出度中心性越大, 则其对应行业的风险承受能力或风险传染能力越强.

2) 接近中心性 节点 v_i 的入接近中心性 CC_i^{in} 和出接近中心性 CC_i^{out} 的计算如下两式

$$CC_i^{\text{in}} = \frac{1}{\sum_{j=1}^n d_{ji}} \quad (13)$$

$$CC_i^{out} = \frac{1}{\sum_{j=1}^n d_{ij}} \quad (14)$$

式中 d_{ij} 和 d_{ji} 分别代表从 v_i 到 v_j 及从 v_j 到 v_i 的最短距离. 接近度中心性侧重于度量节点 v_i 在网络中影响其他节点的传播速度, 节点 v_i 的入接近度中心性或出接近度中心性越大, 说明该节点到网络中(不仅限于与该节点邻接的节点) 其他节点的距离越小, 则其对应的行业受到其他行业风险传染的速度或向其他行业传染风险的速度越快.

3) beta Reach 中心性 节点 v_i 的入 beta Reach 中心性 βC_i^{in} 和出 beta Reach 中心性 βC_i^{out} 如下两式

$$\beta C_i^{in} = \frac{1}{n-1} \sum_{j=1}^{n-1} \beta^{(j-1) a_{ji}} \quad (15)$$

$$\beta C_i^{out} = \frac{1}{n-1} \sum_{j=1}^{n-1} \beta^{(j-1) a_{ij}} \quad (16)$$

式中 β 为常数; n 为节点总数; a_{ij} 为 v_i 通过 j 条边可到达其他节点数量; a_{ji} 为通过 j 条边可以到达 v_i 的节点数量. beta Reach 中心性侧重于度量节点 v_i 在网络中关联其他节点的广泛程度. 节点 v_i 的入 beta Reach 中心性或出 beta Reach 中心性越大, 则其对应行业能够广泛地受到其他行业的影响或对其他行业产生影响, 即该行业遭受风险或传染风险的路径越多.

4) Bonacich 中心性 节点 v_i 的入 Bonacich 中心性 BC_i^{in} 和出 Bonacich 中心性 BC_i^{out} 如下式

$$BC_i^{in} = \sum_{j=1}^N e_{ij} (\alpha + \beta \times BC_j^{in}) \quad (17)$$

$$BC_i^{out} = \sum_{j=1}^N e_{ij} (\alpha + \beta \times BC_j^{out}) \quad (18)$$

式中 e_{ij} 为节点 v_i 到节点 v_j 的连边. α 和 β 为常数. 节点 v_i 的入 Bonacich 中心性 BC_i^{in} 和出 Bonacich 中心性 BC_i^{out} 取决于与其直接关联的其他节点的入 Bonacich 中心性和出 Bonacich 中心性, 即节点 v_i 对应的行业的风险承受能力或风险传染能力取决于与之有直接关联的其他行业.

5) 聚类系数 集聚系数分为全局集聚系数与局部集聚系数. 全局集聚系数($GCluster$) 可以给出图中整体的集聚程度的评估, 定义为图中所有闭三点组的数量与所有连通三点组(无论开还是闭) 的总量之比. 局部集聚系数($NCluster$) 又称节

点集聚系数, 则可以测量图中每一个节点附近的集聚程度. 节点集聚系数的定义如下

$$NCluster_i = \frac{E_i}{C_{k_i}^2} \quad (19)$$

式中 $C_{k_i}^2$ 为节点 v_i 与其邻接的 k_i 个邻居节点最大可能存在的连边数, E_i 为节点 v_i 与其邻接的 k_i 个邻居节点实际存在的连边数. 节点 v_i 的聚类系数代表节点 v_i 与邻居节点的关联紧密程度, 节点 v_i 的聚类系数越大, 则其对应的行业与其他行业间的关联紧密程度越高.

6) 点强度 节点 v_i 的点强度定义为与其关联的邻边的边权之和, 如下式

$$S_i = \sum_{j \in N_i} w_{ij} \quad (20)$$

式中 N_i 为 v_i 的邻居节点的集合, w_{ij} 为 v_i 与 v_j 间的连边 e_{ij} 的权重. v_i 的点强度越大, 则其对应的行业对与其关联密切的行业的影晌强度越大.

1.4 网络稳定性指标

1) 网络稳定性系数 参照 Zhang 和 Zhuang^[13] 的方法, 从复杂网络的视角, 选取稳定系数 NS 来定量分析股市整体的稳定性水平

$$NS = \sqrt{ndc} \quad (21)$$

式中 n 为网络中节点总数; d 为网络密度; c 为网络平均度. NS 越大, 则股市整体稳定性水平越低.

2) 网络系统性风险度量指标 参照邵华明等^[42] 的研究方法, 选取股市网络中各节点的特征向量中心性的均值 SR 来衡量股市网络的系统性风险大小

$$SR = \sum_{i=1}^n \frac{EC_i}{n} \quad (22)$$

式中 EC_i 为股票 i 的特征向量中心性; n 为节点总数.

3) 网络崩溃程度指标 股市网络的鲁棒性是指股市网络遭遇政治、经济等外界因素冲击后保持自身稳定性的能力. 参照 Zhang 和 Zhuang^[13] 的方法, 选取网络崩溃程度指标 G 来衡量网络的鲁棒性. G 的表述式为

$$G = n'/n \quad (23)$$

式中 n 为网络中的节点数, n' 为受到攻击后移除网络中部分节点后网络最大连通子图的节点数. 当 $G = 1$ 时, 网络是完整的, 当 $G \leq 0.1$ 时, 网络被完全摧毁.

2 实证研究与结果分析

2.1 数据收集与处理

选取的样本数据为 Wind 二级行业指数, 包括银行、材料、媒体等 24 个行业指数, 时间区间为 2017 - 01 - 04 ~ 2018 - 12 - 31, 数据均来自于 Wind 资讯。样本时间区间的选取依据: 2018 年 3 月 22 日, 美国宣布将对自中国进口的 600 亿美元商品加征关税, 并限制中国企业在美国的投资并购

活动, 3 月 23 日, 中国商务部宣布对部分自美国进口的 7 类、128 个税项产品加征 25% 的关税, 中美贸易战正式打响。此后, 中国 A 股市场受此影响而震荡剧烈, 上证综指不断走低, 股市成交量持续萎靡, 市场系统性风险逐步加剧。因此, 为探究中美贸易摩擦事件对中国沪深股市的影响, 采取对比研究的方式将样本时间区间划分为贸易摩擦前、后共两个阶段, 将 2017 - 01 - 04 ~ 2018 - 02 - 28 称为“贸易摩擦前期”, 将 2018 - 03 - 01 ~ 2018 - 12 - 31 称为“贸易摩擦后期”。

表 1 Wind 二级行业名称与对应节点标号

Table 1 Wind secondary industries and their corresponding node labels

节点标号	行业名称	节点标号	行业名称	节点标号	行业名称
1	能源	9	媒体	17	多元金融
2	材料	10	零售业	18	保险
3	资本货物	11	食品与主要用品零售	19	房地产
4	商业和专业服务	12	食品饮料与烟草	20	软件与服务
5	运输	13	家庭与个人用品	21	技术硬件与设备
6	汽车与汽车零部件	14	医疗保健设备与服务	22	半导体与半导体生产设备
7	耐用消费品	15	制药、生物技术与生命科学	23	电信服务
8	消费者服务	16	银行	24	公用事业

2.2 贸易摩擦前、后行业网络拓扑结构变化分析

贸易摩擦前、后的股市行业板块间风险溢出网络分别如图 1 和图 2 所示(图中的数字为行业对应的节点标号, 具体信息如表 1)。通过对比图 1 和图 2 可以发现, 贸易摩擦后网络的变化特征: 1) 网络中的

连边数量明显增多; 2) 网络中的节点聚集密度加大; 3) 各节点在网络中的中心程度发生了不同程度的变化。从而可知, 中美贸易摩擦后, 股市中各行业间的关联性明显加强, 风险传染速度加快, 且各行业在股市中的重要程度发生了不同程度的变化。

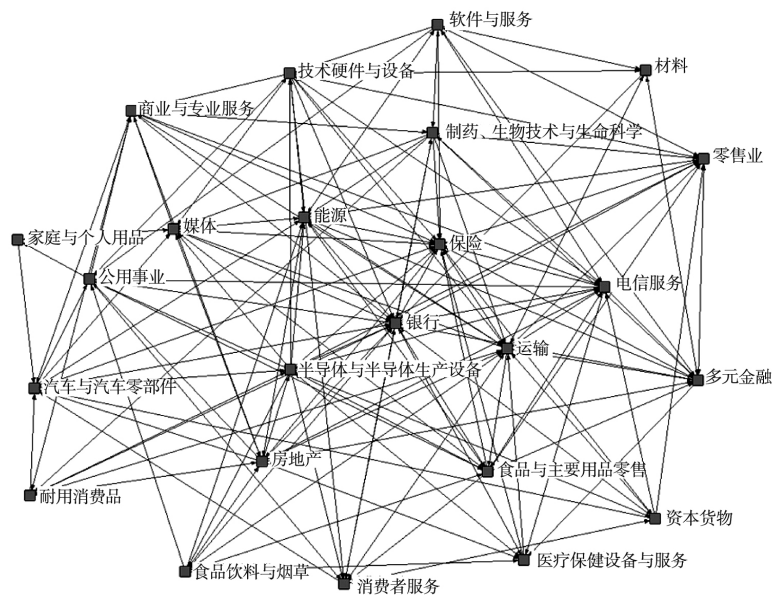


图 1 贸易摩擦前的股市行业风险溢出网络

Fig. 1 Stock market industries risk spillover network before trade friction

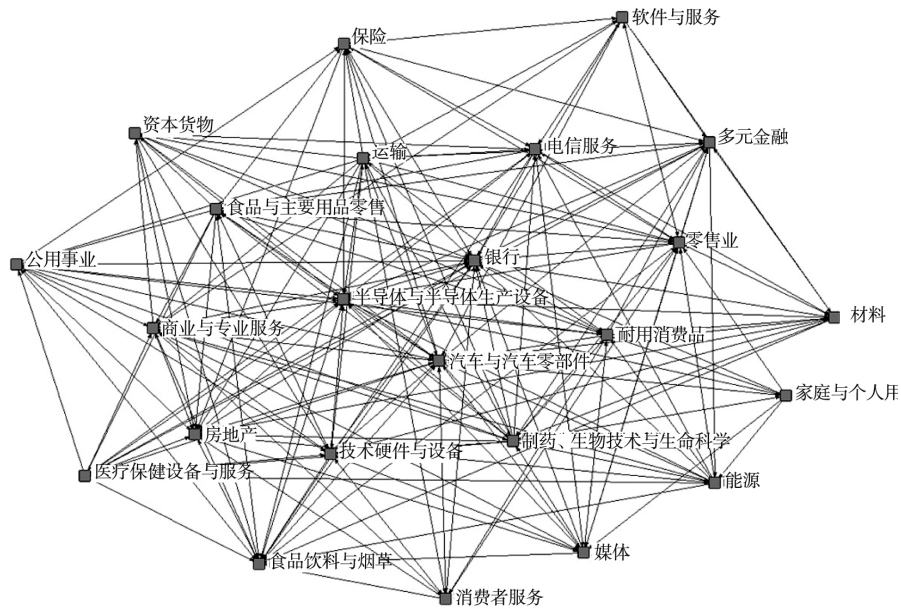


图2 贸易摩擦后的股市行业风险溢出网络

Fig. 2 Stock market industries risk spillover network after trade friction

2.3 贸易摩擦前、后各行业网络中心性变化分析

贸易摩擦事件中,美国对中国实施贸易制裁所涉及的来自多种行业的商品总额接近2 500 亿美元,且这些商品主要集中于通信、电子、机械设备、汽车、家具、金属及化工原材料等行业,为分析中美贸易摩擦事件对股市中各行业的具 体影响,选取 1.3 节中介绍的 8 种中心性指标,从不同角度分析中美贸易摩擦事件前、后各行业在股市中的中心程度及其变化情况。

图 3 和图 4 分别显示贸易摩擦前、后网络中各节点的入中心性指标,横坐标代表各行业对应的节点标号.发现:1) 各节点的入中心性指标在同一网络中具有显著差异,即各行业在股市中的风险承受能力差异明显,例如在图 3 中,节点 16

和节点 13(对应的行业分别为银行和家庭与个人用品)分别具有最大和最小的入度中心性(数值分别为 0.565 和 0.087).2) 同一节点在贸易摩擦前、后的网络中的中心程度发生一定改变,即各行业在股市中的风险承受能力在贸易摩擦事件后发生了不同程度的变化,例如,节点 22(对应的行业为半导体与半导体生产设备)在贸易摩擦前、后的网络中的入度中心性分别为 0.217 和 0.826(按照入度中心性指标,在所有行业中分别排名第 17 和第 2),节点 15(对应的行业为生物制药技术与生命科学)在贸易摩擦前、后的网络中的入度中心性分别为 0.174 和 0.304(按照入度中心性指标,在所有行业中分别排名第 22 和第 9).

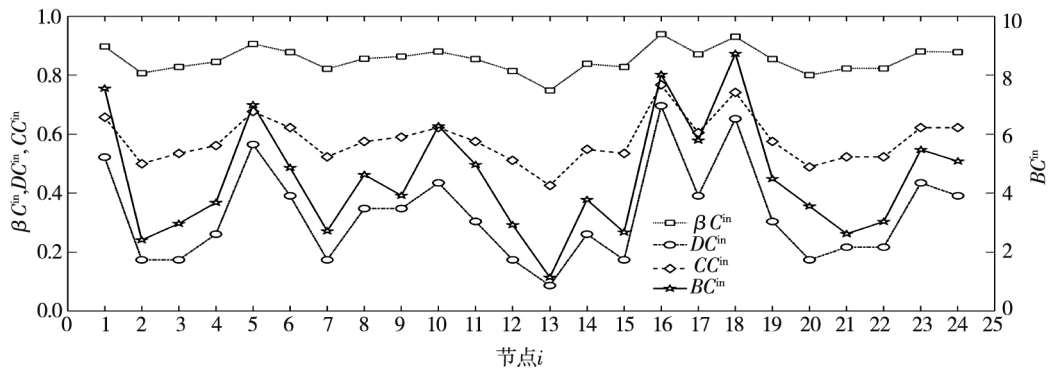


图3 贸易摩擦前各行业4种入中心性指标统计

Fig. 3 Statistics of four in-centrality indicators of various industries before trade friction

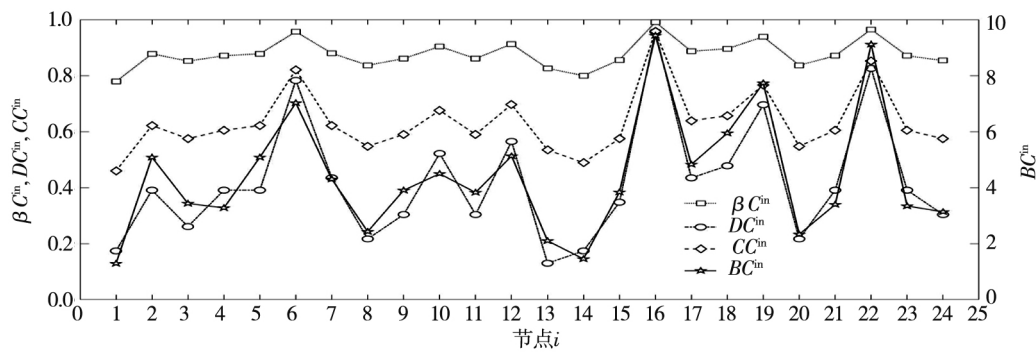


图 4 贸易摩擦后各行业 4 种入中心性指标统计

Fig. 4 Statistics of four in-centrality indicators of various industries after trade friction

图 5 和图 6 分别显示贸易摩擦前、后的网络中各节点的出中心性指标,发现: 1) 各节点的出接近中心性指标在同一网络中具有显著差异,即各行业在股市中的风险传染速度差异明显,例如,在图 5 中,节点 22 和节点 13(对应行业分别为半导体与半导体生产设备、家庭与个人用品)分别具有最大和最小出接近中心性(数值分别为 0.523 和 0.426)。2) 同一节点在贸易摩擦前、后的网络中的中心程度发生一定改变,即贸易摩擦事件后,各行业在股市中的传染速度发生了不同程度的变化,例如,节点 10(对应的行业为零售

业)在贸易摩擦前、后的网络中的出接近中心性分别为 0.469 和 0.657(按照出接近中心性指标,在所有行业中分别排名第 23 和第 7),节点 22(对应的行业为半导体与半导体生产设备)在贸易摩擦前、后的网络中的出接近中心性分别为 0.719 和 0.657(按照出接近中心性指标,在所有行业中分别排名第 1 和第 8)。

由于篇幅限制,仅列出以入度中心性和出接近中心性作为代表指标来分析各行业在股市中的风险承受能力和风险传染速度。根据以其他代表指标所得出的结果与以上结论相类似。

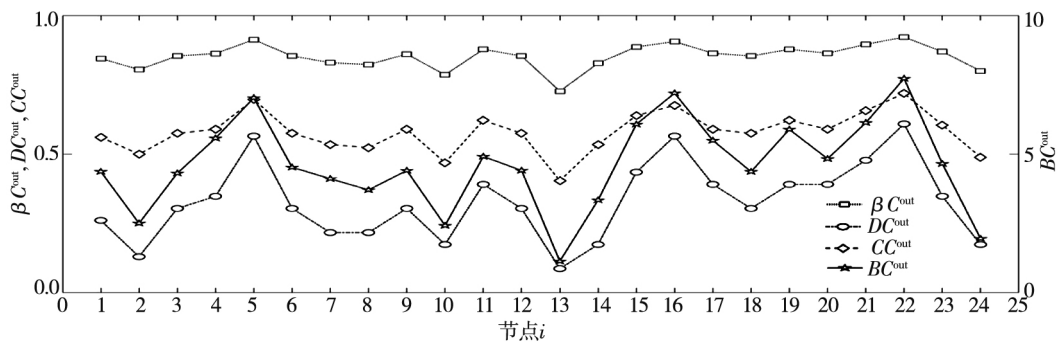


图 5 贸易摩擦前各行业 4 种出中心性指标统计

Fig. 5 Statistics of four out-centrality indicators of various industries before trade friction

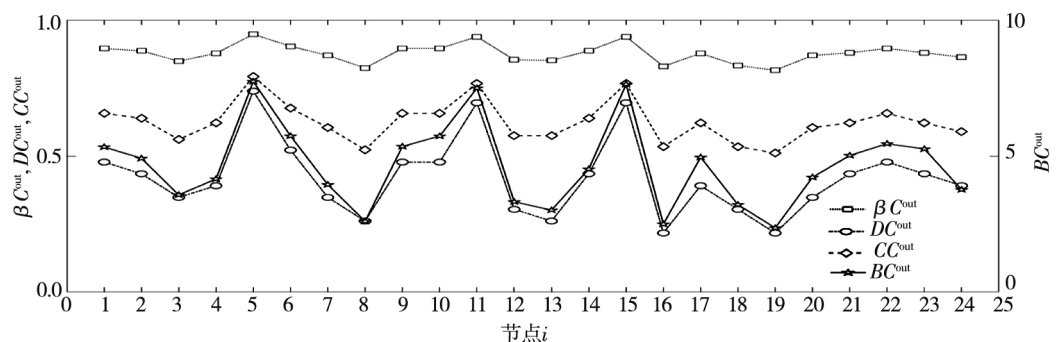


图 6 贸易摩擦后各行业 4 种出中心性指标统计

Fig. 6 Statistics of four out-centrality indicators of various industries after trade friction

2.4 贸易摩擦前、后行业风险传染(承受)强度变化分析

近些年,基于网络中心性的因子分析法被广泛应用于金融风险溢出的分析^[26,39].为分析贸易摩擦前、后各行业风险传染(承受)强度的变化情况,参照黄玮强等^[26]的方法,分别对4种入中心性指标(DC^{in} , BC^{in} , CC^{in} , βC^{in})及4种出中心性指标(DC^{out} , BC^{out} , CC^{out} , βC^{out})进行因子分析以构建刻画各行业风险传染强度及风险承受强度的综合评价指标,从而分析贸易摩擦对中国沪深股市中各行业风险传染(承受)强度的影响,并挖掘其影响因素.

贸易摩擦前4种入中心性指标(DC^{in} , BC^{in} , CC^{in} , βC^{in})间的相关系数矩阵及对应 p 值如表2所示,在1%显著水平下4种指标两两间具有显著正相关性. KMO 及巴特利特球形度检验结果如表3所示, $KMO = 0.758$,巴特利特球形度检验统计值等于207.493(伴随概率为0.00).综上所述发现4种入中心性指标适合做因子分析.如表4所示,由总体方差解释表可得出,第一公因子对应的特征根较大且对样本方差的贡献和为

97.458%.故提取一个公因子,保留了原始信息总量的97.458%.故基于 DC^{in} , BC^{in} , CC^{in} , βC^{in} 进行因子分析得到节点的综合指标为风险承受强度 *Tolerance*.

表2 4种入中心性指标相关性矩阵

Table 2 Correlation matrices of four in-centrality indicators

入中心性指标		DC^{in}	BC^{in}	CC^{in}	βC^{in}
相关系数	DC^{in}	1.00	0.97	0.981	0.963
	BC^{in}	0.97	1.00	0.951	0.944
	CC^{in}	0.981	0.951	1.00	0.988
	βC^{in}	0.963	0.944	0.88	1.00
显著性(p)	DC^{in}		0.00	0.00	0.00
	BC^{in}	0.00		0.00	0.00
	CC^{in}	0.00	0.00		0.00
	βC^{in}	0.00	0.00	0.00	

表3 巴特利特球形度检验及 KMO 值

Table 3 Bartlett sphericity test and KMO values

取样适切性量数 KMO		0.758
巴特利特球形度检验	近似卡方	207.493
	自由度	6.00
	伴随概率	0.00

表4 总方差解释表

Table 4 Total variance interpretation table

成分	初始特征值			提取载荷平方和		
	总计	方差贡献率(%)	累积(%)	总计	方差贡献率(%)	累积(%)
1	3.898	97.458	97.458	3.898	97.458	97.458
2	0.068	1.705	99.163			
3	0.027	0.671	99.834			
4	0.007	0.166	100.00			

4种出中心性指标(DC^{out} , BC^{out} , CC^{out} , βC^{out})间的相关系数矩阵及对应 p 值如表5所示,发现,在1%显著水平下4种指标两两之间具有显著正相关性. KMO 及巴特利特球形度检验结果如表6所示, $KMO = 0.751$,巴特利特球形度检验统计值等于206.831(伴随概率为0.00).综上所述发现,4种出中心性指标适合做因子分析.如表7所示,由总体方差解释表可得出,提取一个公因子,保留了原始信息总量的97.227%.故基于 DC^{out} , BC^{out} , CC^{out} , βC^{out} 进行因子分析得到的节点综合指标为行业风险传染强度 *Infection*.

表5 4种出中心性指标相关性矩阵

Table 5 Correlation matrices of four out-centrality indicators

出中心性指标		DC^{out}	BC^{out}	CC^{out}	βC^{out}
相关系数	DC^{out}	1.00	0.964	0.964	0.932
	BC^{out}	0.964	1.00	0.971	0.958
	CC^{out}	0.964	0.971	1.00	0.989
	βC^{out}	0.932	0.958	0.89	1.00
显著性(p)	DC^{out}		0.00	0.00	0.00
	BC^{out}	0.00		0.00	0.00
	CC^{out}	0.00	0.00		0.00
	βC^{out}	0.00	0.00	0.00	

表6 巴特利特球形度检验及 KMO 值

Table 6 Bartlett sphericity test and KMO values

取样适切性量数 KMO		0.751
巴特利特球形度检验	近似卡方	206.831
	自由度	6.00
	显著性	0.00

表 7 总方差解释表
Table 7 Total variance interpretation table

成分	初始特征值			提取载荷平方和		
	总计	方差百分比(%)	累积(%)	总计	方差百分比(%)	累积(%)
1	3.889	97.227	97.227	3.889	97.227	97.227
2	0.073	1.835	99.062			
3	0.032	0.805	99.867			
4	0.005	0.133	100.00			

贸易摩擦前、后各节点的综合风险传染和风险承受强度的数值及排名如表 8 所示。贸易摩擦前,根据 *Tolerance* 可知,风险承受强度排名前 5 名的行业为半导体与半导体生产设备,运输,银行,技术硬件与设备,制药、生物技术与生命科学,排名后 5 名的行业为医疗保健设备与服务,材料,公用事业,零售业,家庭与个人用品;根据 *Infection* 可知,风险传染强度排名前 5 名的行业为银行,多元金融,运输,能源,零售业,排名后 5 名的行业为耐用消费品,食品饮料与烟草,软件与服务,材料,家庭与个人用品。贸易摩擦后,根据 *Tolerance* 可知,风险承受强度排名前 5 名的为银行,半导体与半导体生产设备,汽车与汽车零部件,房地产,食品饮料与烟草,排名后 5 名的行业为消费者服务,软件与服务,家庭与个人用品,医疗保健设备与服务,能源;根据 *Infection* 可知,风险传染强度排名前 5 名的为运输,制药、生物技术与生命科学,食品与主要用品零售,汽车与汽车零部件,零售业,排名后 5 名的行业为家庭与个人用品,多元金融,消费者服务,银行和房地产。

综上所述发现:1) 股市中,行业的风险承受强度和风险传染强度之间没有明显相关性;2) 从风险承受强度的角度,食品与主要用品零售和技术硬件与设备行业的排名在贸易摩擦后具有较大幅度的下滑;保险,汽车与汽车零部件和零售业的排名在贸易摩擦后具有较大幅度的上升;银行,运输和半导体与半导体生产设备行业在贸易摩擦前、后始终具有较大风险承受强度;3) 从风险传染强度的角度,多元金融和房地产行业的排名在

贸易摩擦后具有较大幅度的下滑;材料,半导体与半导体生产设备和制药、生物技术与生命科学行业的排名在贸易摩擦后具有较大幅度的上升;银行,运输和能源行业在贸易摩擦前、后始终保持较大的风险承受强度。

究其原因:1) 从中美贸易摩擦事件的角度,美国贸易制裁的主要对象主要集中于通信、电子、机械设备、汽车、家具、金属及化工原材料等领域,对应的 Wind 二级行业分别为软件与服务,技术硬件与设备,半导体与半导体生产设备,电信服务,材料,耐用消费品,汽车与汽车零部件和资本货物等。中国对美国出口商品金额占比最大的是机电、音像设备及其零件附件、耐用消费品等,这些对美国出口依赖度较高的行业及受到贸易制裁的相关行业会受到较大影响,因此他们的风险承受(传染)强度在贸易摩擦前、后具有较大变化。美国对中国集成电路、半导体产业相关的制裁(包括中兴,晋华及华为事件)在一定程度上促进了国家对“芯片领域”的重视程度,并激发了市场对半导体与半导体生产设备板块、技术硬件设备行业的大力关注。运输、能源、银行等属于刚需行业,受贸易摩擦的影响较小,且银行板块在股市中起到稳定指数的支撑作用,故这些行业的风险承受(传染)强度在贸易摩擦前、后能够保持稳定。2) 从行业的周期性角度,股市中各行业板块间具有明显的轮动效应。受产业政策调整及经济周期的影响,股市中各行业的风险承受强度和风险传染强度在各阶段会发生不同程度的变化,部分具有周期性的行业会表现出明显的周期性变动特征。

表8 贸易摩擦前、后各行业风险传染及承受强度排名

Table 8 Ranking of risk infection and risk tolerance of various industries before and after the trade friction

排序	贸易摩擦前				贸易摩擦后			
	节点	Tolerance	节点	Infection	节点	Tolerance	节点	Infection
1	22	1.883 0	16	2.139 3	16	2.506 7	5	2.149 0
2	5	1.565 8	18	2.027 8	22	1.948 4	15	1.901 7
3	16	1.477 5	5	1.314 0	6	1.546 2	16	1.879 0
4	21	1.029 3	1	1.204 5	19	1.314 7	6	0.718 9
5	15	0.827 0	10	0.690 9	5	0.571 2	10	0.517 3
6	19	0.606 5	23	0.587 5	18	0.388 1	22	0.471 5
7	11	0.455 0	24	0.456 6	10	0.355 1	9	0.455 5
8	17	0.351 4	17	0.452 1	17	0.122 5	1	0.452 1
9	4	0.279 8	6	0.428 5	2	0.016 4	2	0.180 9
10	20	0.248 7	8	0.049 6	12	0.016 4	23	0.128 8
11	23	0.230 9	9	0.048 2	7	-0.011 7	14	0.116 7
12	9	0.007 6	11	0.012 7	21	-0.251 9	21	0.090 1
13	6	-0.067 5	19	-0.048 6	23	-0.257 9	17	-0.014 1
14	12	-0.085 2	4	-0.318 1	4	-0.265 8	4	-0.144 4
15	18	-0.091 9	14	-0.388 3	9	-0.379 8	20	-0.326 4
16	3	-0.100 6	22	-0.721 9	11	-0.389 0	7	-0.370 6
17	1	-0.271 0	3	-0.729 6	15	-0.394 5	24	-0.418 2
18	7	-0.569 4	15	-0.767 5	24	-0.537 7	3	-0.733 6
19	8	-0.714 6	21	-0.775 1	3	-0.564 0	12	-0.769 8
20	14	-0.778 3	7	-0.842 1	8	-0.868 2	13	-0.910 4
21	2	-1.244 6	12	-0.895 0	20	-0.879 5	18	-1.074 7
22	24	-1.318 1	20	-0.966 4	13	-1.093 9	8	-1.357 0
23	10	-1.396 3	2	-1.037 5	14	-1.350 9	11	-1.368 4
24	13	-2.324 7	13	-1.921 6	1	-1.541 0	19	-1.573 9

2.5 行业风险传染(承受)强度影响因素分析

2.5.1 基于动态 CoVaR 模型求解 VaR 和 $\Delta CoVaR$

首先对式(6)分别进行分位数回归并求出相应参数 $\hat{\alpha}_i(50\%)$, $\hat{\lambda}_i(50\%)$, $\hat{\alpha}_i(5\%)$, $\hat{\lambda}_i(5\%)$, 并依此得到行业 i 在第 t 日的在险价值 $VaR_t^{(i)}(50\%)$ 和 $VaR_t^{(i)}(5\%)$. 再对式(7)进行分位数回归, 求出相应参数 $\hat{\alpha}^{(i)sys}(5\%)$,

$\hat{\beta}^{(i)sys}(5\%)$, $\hat{\lambda}^{(i)sys}(5\%)$, 将 $VaR_t^{(i)}(5\%)$ 代入式(7)的 $R_t^{(i)}$ 中, 得到行业 i 在第 t 日的系统性风险价值 $CoVaR_t^{(i)sys}(5\%)$, 从而求得各行业的系统性风险贡献度 $\Delta CoVaR_t^{(i)sys}(5\%)$. 动态 CoVaR 模型估计过程中所求解的具体参数($\hat{\alpha}_i(50\%)$, $\hat{\lambda}_i(50\%)$, $\hat{\alpha}_i(5\%)$, $\hat{\lambda}_i(5\%)$, $\hat{\alpha}^{(i)sys}(5\%)$, $\hat{\beta}^{(i)sys}(5\%)$, $\hat{\lambda}^{(i)sys}(5\%)$)如表9所示.

表 9 分位数回归参数
Table 9 Quantile regression parameters

节点	$\hat{\alpha}_i(q)$	$\hat{\lambda}_i(q)$	$\hat{\alpha}_i(0.5)$	$\hat{\lambda}_i(0.5)$	$\hat{\alpha}^{(i) \text{ sys}}(5\%)$	$\hat{\beta}^{(i) \text{ sys}}(5\%)$	$\hat{\lambda}^{(i) \text{ sys}}(5\%)$
1	-0.011 6	1.125 6	0.000 1	0.990 8	-0.007 2	0.091 8	0.981 5
2	-0.011 8	1.416 1	-0.000 3	1.135 7	-0.005 6	0.290 1	0.692 8
3	-0.010 4	1.145 7	-0.000 2	1.050 7	-0.005 0	0.490 6	0.522 4
4	-0.015 4	1.171 3	-0.001 1	1.089 4	-0.004 8	0.327 8	0.753 9
5	-0.008 3	1.024 6	-0.000 5	1.018 7	-0.006 1	0.326 1	0.767 9
6	-0.009 5	1.011 8	-0.000 2	0.966 0	-0.005 2	0.453 2	0.656 4
7	-0.012 2	1.142 2	-0.000 3	1.024 1	-0.006 3	0.292 5	0.800 0
8	-0.014 0	1.166 3	-0.000 3	1.047 4	-0.005 8	0.313 5	0.765 6
9	-0.014 2	1.159 6	-0.001 1	1.003 0	-0.005 1	0.334 6	0.725 5
10	-0.012 7	1.258 2	-0.000 5	0.977 0	-0.004 5	0.416 2	0.676 9
11	-0.012 9	1.107 6	-0.000 3	0.936 5	-0.005 0	0.413 0	0.655 3
12	-0.015 2	1.126 2	0.000 0	1.064 3	-0.006 6	0.246 8	0.851 3
13	-0.016 2	1.123 2	-0.000 6	1.087 1	-0.005 6	0.277 9	0.817 7
14	-0.017 2	1.187 9	-0.000 1	1.067 8	-0.005 0	0.320 4	0.736 9
15	-0.014 1	1.148 8	0.000 0	1.005 2	-0.004 9	0.410 7	0.713 3
16	-0.010 4	0.932 8	-0.000 3	0.757 3	-0.004 5	-0.426 5	1.387 4
17	-0.012 3	1.434 6	-0.001 6	1.157 8	-0.006 8	0.040 6	1.041 5
18	-0.017 7	1.402 9	0.000 0	1.166 1	-0.006 0	-0.163 5	1.264 8
19	-0.012 7	1.202 0	-0.000 5	1.120 8	-0.006 6	0.099 4	0.958 8
20	-0.019 6	1.461 5	-0.001 3	1.236 9	-0.004 8	0.262 7	0.686 6
21	-0.015 5	1.362 2	-0.000 3	1.327 5	-0.004 8	0.386 1	0.572 2
22	-0.020 0	1.155 4	-0.000 2	1.155 4	-0.005 0	0.209 8	0.869 2
23	-0.019 3	1.447 1	-0.001 0	1.011 6	-0.006 9	0.088 0	0.946 3
24	-0.008 3	0.857 4	-0.000 1	0.694 9	-0.006 4	0.263 1	0.872 4

2.5.2 面板回归分析

在股市行业板块间风险溢出网络中,影响各行业风险传染强度和风险承受强度的因素主要包括风险指标及网络拓扑指标等.本节旨在通过面板回归分析影响各行业风险传染强度和风险承受强度的主要因素.

选取的因变量包括:行业风险传染强度 *Infection* 及风险承受强度 *Tolerance*. 选取的解释变量包括: 1) 行业风险价值 *VaR*; 2) 行业系统

性风险贡献度 $\Delta CoVaR$; 3) 节点聚类系数 *NCluster*; 4) 节点点强度 *VS.* (注:上述指标均为月度数据,从 2017-01-01~2018-12-31,以月份为单位共构建 24 个股市行业板块间风险溢出网络).

描述性统计结果如表 10 所示. ADF 单位根检验结果 ADF_1, ADF_2 及其伴随概率如表 11 所示,各变量在 1% 的显著性水平下均拒绝存在单位根的原假设,均通过了平稳性检验.

表 10 描述性统计结果

Table 10 Descriptive statistics results

变量	均值	中值	最大值	最小值	标准差	偏度	峰度
$\Delta CoVaR$	-0.004 0	-0.004 3	-0.001 1	-0.006 1	0.001 4	0.685 8	2.529 3
VaR	-0.015 4	-0.015 3	-0.006 9	-0.027 1	0.004 1	-0.298 0	2.643 9
$Infection$	0.000 0	-0.149 9	3.542 1	-2.800 7	0.976 2	0.712 5	3.667 9
$Tolerance$	0.000 0	-0.135 0	3.031 6	-2.420 6	0.964 5	0.784 6	3.295 7
$NCluster$	0.352 9	0.340 0	0.800 0	0.050 0	0.120 6	0.328 2	2.887 4
VS	13.240 0	13.000 0	28.000 0	4.000 0	7.084 4	1.120 3	3.445 9

表 11 ADF 单位根检验结果

Table 11 ADF unit root test results

变量	ADF_1	伴随概率	ADF_2	伴随概率
$\Delta CoVaR$	423.676	0.000 ***	-17.835 8	0.000 ***
VaR	442.096	0.000 ***	-18.219 4	0.000 ***
$Infection$	189.214	0.000 ***	-9.355 5	0.000 ***
$Tolerance$	163.759	0.000 ***	-8.513 4	0.000 ***
$NCluster$	152.668	0.000 ***	-8.139 32	0.000 ***
VS	187.265	0.000 ***	-9.269 52	0.000 ***

注: *** 代表在 1% 的显著水平下显著.

F 检验指标如下两式

$$F_1 = \frac{\frac{S_2 - S_1}{(N-1)K}}{\frac{S_1}{N(T-K-1)}} \sim F [(N-1)K, N(T-K-1)] \quad (24)$$

$$F_2 = \frac{\frac{S_3 - S_1}{(N-1)(K+1)}}{\frac{S_1}{N(T-K-1)}} \sim F [(N-1)(K+1), N(T-K-1)] \quad (25)$$

式中 N 为截面成员个数, $N = 24$; K 为解释变量总数 $K = 4$; T 为截面观测时期总数, $T = 24$. 5% 的显著性水平下的 F 检验指标分别为 $F_{0.05,1}(92, 456) = 1.288$, $F_{0.05,2}(115, 456) = 1.262 7$.

以 $Infection$ 作为因变量的回归方程为

$$Infection_{i,t} = \alpha_i + \beta_1 VaR_{i,t} + \beta_2 \Delta CoVaR_{i,t} + \beta_3 Cluster_{i,t} + \beta_4 VS_{i,t} + \varepsilon_{i,t} \quad (26)$$

式中 α_i 为常数项; β_1 、 β_2 、 β_3 和 β_4 为解释变量的系数; $\varepsilon_{i,t}$ 为随机误差项. 对应的变参数模型、变截距模型和不变系数模型的残差平方和分别为 $S_1 = 91.078 1$, $S_2 = 111.046 5$, $S_3 = 122.306 5$,

F 检验指标分别为 $F_1 = 0.908 8$, $F_2 = 1.302 9$, 故有 $F_2 = 1.302 9 > F_{0.05,2}(115, 456)$, $F_1 = 0.908 8 < F_{0.05,1}(92, 456)$, 故以 $Infection$ 作为因变量的回归方程符合变截距模型. 在此基础上, Hausman 检验结果对应的 p 值为 0.026 8, 故以 $Infection$ 作为因变量的回归方程符合个体固定效应模型.

以 $Tolerance$ 作为因变量的回归方程为

$$Tolerance_{i,t} = \varphi_i + \varphi_1 VaR_{i,t} + \varphi_2 \Delta CoVaR_{i,t} + \varphi_3 Cluster_{i,t} + \varphi_4 VS_{i,t} + \delta_{i,t} \quad (27)$$

式中 φ_i 为常数项; φ_1 、 φ_2 、 φ_3 、 φ_4 为解释变量的系数; $\delta_{i,t}$ 为随机误差项. 对应的变参数模型、变截距模型和不变系数模型的残差平方和分别为 $S_1 = 96.733$, $S_2 = 121.953$, $S_3 = 136.596$, F 检验指标分别为 $F_1 = 1.033 8$, $F_2 = 1.577 7$, 故有 $F_2 = 1.577 7 > F_{0.05,2}(115, 456)$, $F_1 = 1.033 8 < F_{0.05,1}(92, 456)$, 故以 $Tolerance$ 作为因变量的回归方程符合变截距模型. 在此基础上, Hausman 检验结果对应的 p 值为 0.035 4, 故以 $Tolerance$ 作为因变量的回归方程符合个体固定效应模型.

式(26)和式(27)的面板回归结果分别如表

12 和表 13 所示,由 F -统计值及对应 p 值可知,以上两个面板回归模型在 1% 的显著性水平下是显著的.式(26)中,有 3 个变量显著影响 $Infection$,其中, $\Delta CoVaR$ 在 10% 的显著性水平下对 $Infection$ 具有正向影响, $NCluster$ 在 1% 的显著性水平下对 $Infection$ 具有正向影响, VS 在 1% 的显著性水平下对 $Infection$ 具有正向影响.式(27)中,有 3 个变量显著影响 $Tolerance$,其中, VaR 在 5% 的显著性水平下对 $Tolerance$ 具有正向影响, $NCluster$ 在 5% 的显著性水平下对 $Tolerance$ 具有负向影响, VS 在 1% 的显著性水平下对 $Tolerance$ 具有正向影响.

表 12 面板回归分析结果 A

Table 12 Panel regression analysis results A

影响因素变量	<i>Infection</i>		
	回归系数	<i>t</i>	<i>p</i>
φ_0	0.953 5	3.548 8	0.000 5***
$\Delta CoVaR^*$	16.821 2	1.975 3	0.049 9**
VaR	-8.685 8	-0.845 5	0.398 5
$NCluster$	1.192 8	3.401 8	0.000 8***
VS	0.097 7	15.329 5	0.000 0***
R^2		0.523 4	
调整 R^2		0.516 6	
F		77.689 3	
概率(F)		0.000 0	

注: p 值数字后 **、*** 分别代表在 5%、1% 的显著水平下显著.

表 13 面板回归分析结果 B

Table 13 Panel regression analysis results B

影响因素变量	<i>Tolerance</i>		
	回归系数	<i>t</i>	<i>p</i>
β_0	-2.998 9	-1.155 3	0.249 0
$\Delta CoVaR$	400.634 3	0.535 6	0.592 7
VaR	13.857 8	2.187 8	0.030 1**
$NCluster$	-0.595 2	-2.085 0	0.038 6**
VS	0.095 2	13.593 2	0.000 0***
R^2		0.505 1	
调整 R^2		0.453 7	
F		9.827 6	
概率(F)		0.000 0	

注: p 值数字后 **、*** 分别代表在 5%、1% 的显著水平下显著.

综上所述,节点在风险溢出网络中的聚类系数越大,则其所对应行业在股市中的风险承受强度越小、风险传染强度越大;节点在风险溢出网络

中的点强度越大,则其所对应行业在股市中的风险承受及传染强度越大;行业的在险价值越大,则其在股市中的风险承受强度越大;行业的系统性风险贡献度越大,则其在股市中的风险传染强度越大;在险价值对行业在股市中的风险传染强度没有显著影响,系统性风险贡献度对行业在股市中的风险承受强度没有显著影响.

2.6 贸易摩擦下中国沪深股市稳定性分析

中美贸易摩擦事件对中国 A 股市场造成了巨大冲击,上证综指的连续走低、大盘整体成交量持续萎靡等现象均是对这种冲击的直接反映.为分析中国沪深股市行业板块间风险溢出网络的稳定性,首先通过网络系统性风险指标及稳定性系数指标分析中美贸易摩擦事件对中国沪深股市整体稳定性的影响.然后,通过“常规仿真模拟实验”(随机攻击和蓄意攻击)分析行业板块间风险溢出网络的鲁棒性.最后,根据“2018 年中美贸易摩擦事件”的实际背景,基于实际遭受贸易制裁的行业板块,有针对性的提出“混合攻击”方式对网络进行鲁棒性分析,并由此分析美国的贸易制裁措施对中国沪深股市整体稳定性的影响.

贸易摩擦前、后股市行业板块间风险溢出网络的系统性风险指标 SR 分别为 0.194 和 0.221,网络稳定性系数 NS 分别为 31.376 和 60.681.由此可知,中美贸易摩擦事件加大了股市整体的系统性风险,使股市整体的稳定性水平大幅下降.

2.6.1 网络鲁棒性基本分析:基于随机攻击或蓄意攻击方式

股市网络的鲁棒性是指股市网络面临国内外的政治、经济、市场等外界因素冲击后,维持自身稳定水平的能力.中美贸易摩擦事件的冲击促使中国沪深股市的系统性风险加大,股市整体稳定性水平下降.故采取仿真实验对网络进行攻击来分析网络的鲁棒性.网络攻击形式有两种:第一种为随机攻击,即逐一随机删除网络中的各节点及连边;第二种为蓄意攻击,即依据节点风险承受或传染强度的顺序逐一删除各节点及其连边.本文按照节点风险传染强度的顺序逐一删除各节点及连边,并计算相应的网络崩溃程度指标.通过网络

崩溃程度指标 G 与节点移除比例 ρ 的曲线变化来反映股市网络的鲁棒性,当 $G \leq 0.1$ 时,表示网络被彻底摧毁,网络被彻底摧毁的临界点对应的 ρ 值越大,表示网络的鲁棒性越强。

为避免节点移除的偶然性,对随机攻击和蓄意攻击各进行 1 000 次重复仿真实验,取 1 000 次仿真实验的网络崩溃程度指标的均值作为最终指标.对贸易摩擦前、后的网络进行随机攻击和蓄意攻击的仿真结果分别如图 7 中的

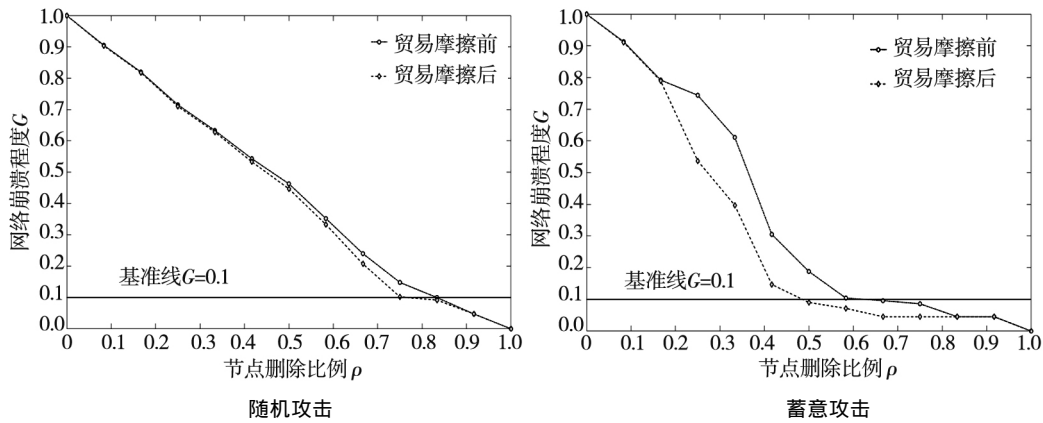


图 7 贸易摩擦前、后的 $G-\rho$ 曲线

Fig. 7 $G-\rho$ curve before and after trade friction

1) 在随机攻击模拟中,贸易摩擦后的网络 G 值的下降速同比贸易摩擦前的结果提升了 9.64%,且两阶段的 ρ 值均较大,说明中美贸易摩擦事件的外生冲击会降低股市行业板块间风险溢出网络的鲁棒性,且股市行业板块间风险溢出网络对随机攻击具有较强的鲁棒性。

2) 在蓄意攻击模拟中,随着节点的移除比例 ρ 逐渐增大,贸易摩擦后的网络崩溃速度同比随机攻击模拟中结果提升了 30.1%,贸易摩擦后的网络崩溃速度同比随机攻击模拟中的结果提升了 33.3%,且网络被彻底摧毁的临界点对应的 ρ 值较小,说明股市行业板块间风险溢出网络对蓄意攻击具有脆弱性,且中美贸易摩擦事件使网络的脆弱性加强。

2.6.2 网络鲁棒性分析——基于贸易制裁涉及的具体行业的“混合攻击方式”

2018 年 7 月 11 日,美国公布拟对自中国进口的 2 000 亿美元产品加征 10% 的关税清单,至此,美国对中国实施贸易制裁所涉及的来自多种

左、右部分所示.在随机攻击模拟中,随着节点的移除比例 ρ 逐渐增大,贸易摩擦后的网络的 G 值下降速度略大于贸易摩擦前.贸易摩擦前、后的网络被彻底摧毁的临界点对应的 ρ 值分别为 83%、75%.在蓄意攻击模拟中,随着节点的移除比例 ρ 逐渐增大,贸易摩擦后的网络的 G 值下降速度明显大于贸易摩擦前,贸易摩擦前、后的网络被彻底摧毁的临界点对应的 ρ 值分别为 58%、50%.综上可得:

行业的商品总额将达到 2 500 亿美元,这些商品主要集中于通信、电子、机械设备、汽车、家具、金属及化工原材料等领域,对应的 Wind 二级行业分别为软件与服务,技术硬件与设备,半导体与半导体生产设备,电信服务,材料,耐用消费品,汽车与汽车零部件和资本货物,美国的贸易制裁措施对股市中的上述行业板块及股市整体带来了巨大冲击.为分析美国贸易制裁措施对中国沪深股市带来的实际影响,创新性地提出“混合攻击方式”对贸易摩擦前、后的中国沪深股市行业板块间风险溢出网络进行仿真模拟分析,具体方式如下。

在贸易摩擦前、后的网络中,依次删除软件与服务,技术硬件与设备,半导体与半导体生产设备,电信服务,材料,耐用消费品,汽车与汽车零部件和资本货物这 8 个行业在网络中对应的节点(美国的贸易制裁措施对以上 8 个行业的影响与“蓄意攻击”相对应).接下来,采取随机攻击的方式依次删除网络中的其他节点,并计算相应的网络崩溃程度指标.最后,与 2.6.1 节中的模拟结果

进行对比。

对贸易摩擦前、后的股市行业板块间风险传染网络进行混合攻击模拟的结果如图 8 所示。随着节点的移除比例 ρ 逐渐增大,网络的 G 值下降速度略大于贸易摩擦前,这点与上节(网络鲁棒性分析——基于随机攻击或蓄意攻击方式)中随机攻击和蓄意攻击的结果相同;在贸易摩擦前、后的网络中,依次删除软件与服务,技术硬件与设备等 8 个行业在网络中对应的节点后,网络的 G 值分别为 0.573 和 0.551,而在上节中随机攻击模式下,随机删除 8 个节点后,网络的 G 值分别为 0.633 和 0.628。与上节中的随机攻击相比,在删除 8 个节点后,混合攻击下的贸易摩擦前、后的股市行业风险传染网络的崩溃程度指标 G 同比下降的幅度分别为 9.48% 和 12.26%。综上可得,美国贸易制裁措施促使中国沪深股市行业板块间风险溢出网络崩溃速度加快,从而使网络的鲁棒性下降并降低中国沪深股市的整体稳定性。

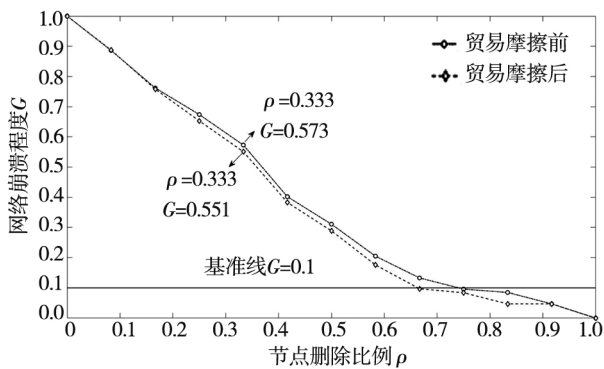


图 8 贸易摩擦前、后的 $G-\rho$ 曲线(混合攻击)

Fig. 8 $G-\rho$ curves before and after trade friction (mixed attack)

2.7 贸易摩擦下中国沪深股市行业板块间风险溢出网络变化影响因素分析

根据 2.6 节中的研究结果可知,中美贸易摩擦事件的外部冲击一方面加大了中国沪深股市整体的系统性风险,另一方面也对中国沪深股市行业板块间风险溢出网络的结构特征(鲁棒性、脆弱性)造成了一定的影响。虽然,本文选取的样本跨度刚好位于贸易摩擦前、后的时间段,且时间跨度不长,但是,股票价格还是可能包含了国内外众多宏观信息,如股价的波动会受到国际经贸环境、国家宏观经济指标及经济政策等多方面因素

的影响。因此,如何较好地捕捉由中美贸易摩擦所引起的股票行业板块间风险溢出网络的变化,以及在中美贸易摩擦的背景下区分中美贸易摩擦事件、宏观经济变量、经济政策及其他重要金融指标对网络变化的影响作用是本节的研究目标。

2.7.1 中美贸易摩擦对股市行业网络影响的量化分析

根据 Zhang 和 Zhuang^[13] 及邵华明等^[42] 的研究结论,网络拓扑结构指标对股市的异常波动及股市的稳定性具有一定的解释与预测作用,其中网络全局聚集系数($GCluster$)表现出显著效果,它的大小与股市收益异常波动及股市整体稳定性具有显著的负相关性。因此,参照方意等^[43] 研究中美贸易摩擦事件时所采取的事件分析法,选取网络全局聚集系数($GCluster$)作为中美贸易摩擦对中国沪深股市行业板块间风险溢出网络结构的影响作用的代理变量,从量化分析的角度捕捉由中美贸易摩擦所引起的网络结构的变化。选取 2017 年~2018 年间典型的中美贸易摩擦新闻(如表 14 所示)并将每一则新闻的发布当作 1 次贸易摩擦事件,分别以表 14 中列出的事件 i ($i=1, 2, 3, 4, 5$) 为时间节点,以事件 i 发生前、后的 5 个交易日(1 周)为时间区间,分别构建贸易摩擦前、后的网络,并分别求出贸易摩擦前、后网络对应的网络全局聚集系数 $GCluster_{i,1}$, $GCluster_{i,2}$ 及贸易摩擦前、后网络全局聚集系数的变化率 $\Delta GCluster_i = \frac{GCluster_{i,2} - GCluster_{i,1}}{GCluster_{i,1}}$ (结果如表 15 所示)。研究

发现:1) 选取的 5 次事件前、后的网络的全局聚集系数均发生了不同程度的变化,且 $GCluster_{i,2}$ 均小于 $GCluster_{i,1}$, 故中美贸易摩擦事件会促使股市行业网络的全局聚集系数的减小,从而加剧中国沪深股市的异常波动。2) 事件 i ($i=1, 2, 3, 4, 5$) 对应的网络全局聚集系数变化率 $\Delta GCluster_i$ 分别为 -10.8% , -21.2% , -9.9% , -7.1% , -6.3% 。其中事件 2 对应 $\Delta GCluster_2$ 最小,而 $\Delta GCluster_3$, $\Delta GCluster_4$ 及 $\Delta GCluster_5$ 逐渐变大,说明事件 2 对网络结构变化的影响最大,而事件 3、事件 4 和事件 5 对网络结构变化的影响作用逐渐减小。究其原因,2018 年 3 月 22 日美国贸

易代表(USTR) 公布《中国贸易实践的 301 条款调查》是 2018 年中美贸易摩擦事件的引爆点,故该事件对股市行业网络结构变化及股市异常波动的影响最大,而随着中美贸易摩擦事件进程的持续推进以及中美双方在制裁与反制裁方面交手回

合的逐渐增多,股市投资者情绪的逐渐稳定等多方因素的作用逐渐加强了中国沪深股市的弹性,因此后续的贸易摩擦事件对股市行业网络及股市异常波动虽然仍有一定的影响,但影响作用逐渐减小。

表 14 中美贸易摩擦事件概览

Table 14 Overview of Sino-US trade frictions

事件 i	时间	中美贸易摩擦新闻主要内容
1	2017 - 08 - 14	美国针对中国展开“301 调查”
2	2018 - 03 - 22	美国贸易代表(USTR) 公布《中国贸易实践的 301 条款调查》
3	2018 - 04 - 04	中美两国双方各提出总值 500 亿美元商品加征 25% 关税的惩罚措施
4	2018 - 06 - 15	美国政府发布了加征关税的商品清单,将对从中国进口的约 500 亿美元商品加征 25% 的关税
5	2018 - 07 - 06	美国开始对第一批价值 340 亿美元的中国商品加征 25% 的进口关税。作为反击,中国也于同日对同等规模的美国产品加征 25% 的进口关税

表 15 中美贸易摩擦事件前、后的网络 $GCluster$ 及其变化

Table 15 $GCluster$ of the networks before and after the Sino-US trade frictions and their changes

事件 i	$GCluster_{i,1}$	$GCluster_{i,2}$	$\Delta GCluster_i$ (%)
1	0.436	0.389	-10.8
2	0.416	0.328	-21.2
3	0.404	0.364	-9.9
4	0.421	0.391	-7.1
5	0.428	0.401	-6.3

2.7.2 中国沪深股市行业网络变化的影响因素分析—基于广义预测误差分解模型
股价的波动会受到国际经贸环境、国家宏观

经济指标及经济政策等多方因素的影响。本节旨在中美贸易摩擦的背景下分析并区分中美贸易摩擦事件、其他宏观经济变量和经济政策对中国沪深股市行业网络变化的具体影响作用。故基于 Diebold 和 Yilmaz^[27,28] 的广义预测误差分解模型分析中美贸易摩擦事件、宏观经济变量、经济政策及其他重要金融指标对中国沪深股市行业网络稳定性(选取网络稳定性系数 NS 为代理指标)的影响作用。选取的变量及其定义、所属类别如表 16,其中各数据指标均为 2017 - 01 ~ 2018 - 12 之间的月度数据。各变量的描述性统计结果如表 17。

表 16 变量的定义及类别

Table 16 Definition and category of variables

符号	变量	定义	变量类别
NS	网络稳定性	月度网络对应的网络稳定性系数	行业网络变化
$GCluster$	网络全局聚集系数	月度网络对应的网络全局聚集系数	中美贸易摩擦
CPI	通货膨胀率	消费者物价指数的月度同比增长率	宏观经济变量
GDP	经济增长	由于 GDP 没有月度数据,故选取工业增加值的实际月度同比增长率作为经济增长的代理变量	宏观经济变量
M_2	货币增长率	广义货币 M_2 的月度同比增长率	货币政策
ER	人民币实际有效汇率	人民币实际有效汇率指数的月度数据	重要金融指标

表 17 描述性统计及单位根检验
Table 17 Descriptive statistics and unit root tests

变量	均值	中值	最大值	最小值	标准差	偏度	峰度
<i>NS</i>	0.309 482	-1.978 313	28.822 27	-13.118 99	8.655 446	1.489 371	6.046 827
<i>GCluster</i>	0.002 417	-0.005 5	0.068	-0.033	0.026 335	1.100 226	3.595 338
<i>CPI</i>	0.092 167	0.09	0.113	0.081	0.009 712	0.695 833	2.361 365
<i>GDP</i>	0.015 625	0.017 5	0.029	0	0.007 706	-0.713 057	3.047 02
<i>M₂</i>	0.071 292	0.064 5	0.1	0.054	0.015 928	1.083 201	2.576 497
<i>ER</i>	-0.001 25	0.16	4.96	-3.51	1.554 285	0.844 633	6.144 141

通过广义预测误差分解模型可估计股市行业网络稳定性系数的时变预测误差方差分解结果,从而有效区分在中美贸易摩擦的背景下中美贸易摩擦事件、其他宏观经济变量及经济政策对网络变化的具体影响作用.参照陈创练等^[44]的方法,为保持模型估计结果的稳定性,设定固定窗口为 6,从 2017 年 1 月开始滚动估计至最后一期的方差分解,同时报告预测期 *H* 分别为 1 期,3 期和 6 期的方差分解结果(预测期为 1 期、3 期、6 期分别用来衡量变量冲击带来的短期、中期及长期影响),最后可求出不同提前预测期对应结果的平均值,如表 18 所示.预测期为 1 时,中美贸易摩擦事件的冲击对网络稳定性变化的解释程度高达 61.942%,来自 *M₂*、*CPI*、*GDP* 的解释程度分别为 9.383%、14.678%、12.029%,而 *ER* 冲击对网络稳定性变化的影响程度仅为 1.967%;预测期为 3 时,中美贸易摩擦事件的冲击对网络稳定性变化的解释程度为 30.795%,来自 *M₂*、*CPI*、*GDP*、*ER* 冲击的解释程度分别为 11.438%、25.949%、9.815%、22.003%.预测期为 6 时,中美贸易摩擦事件的冲击对网络稳定性变化的解释程度下降到仅为 7.544%,而 *M₂* 和 *CPI* 冲击的解释程度分别上升至 33.51% 和 33.481%,*GDP*、*ER* 冲击的解释程度分别占 4.823% 和 20.642%.

表 18 网络稳定性的广义预测误差分解

Table 18 Generalized prediction error decomposition for network stability

预测期 <i>H</i>	<i>GCluster</i>	<i>M₂</i>	<i>CPI</i>	<i>GDP</i>	<i>ER</i>
1	61.942	9.383	14.678	12.029	1.967
3	30.795	11.438	25.949	9.815	22.003
6	7.544	33.510	33.481	4.823	20.642

综上所述发现:

1) 从短期影响的角度,在中美贸易摩擦背景下,贸易摩擦事件的冲击对中国沪深股市行业网络的稳定性变化起到了决定性的作用.

2) 从中期影响的角度,在中美贸易摩擦背景下,贸易摩擦事件的冲击对中国沪深股市行业网络的稳定性变化仍然起到重要但不是决定性的作用,它将与来自通货膨胀率、汇率的冲击作用共同主导中国沪深股市行业网络的稳定性变化.

3) 从长期影响的角度,中美双方很难在短期内达成结束贸易战的共识,中美贸易摩擦会逐渐变成长期的拉锯战,随着投资者情绪的稳定及股市弹性的逐步增加,贸易摩擦事件的冲击将不再对中国沪深股市行业网络的稳定性变化起到关键作用,而诸如通货膨胀率等宏观经济变量、数量型货币政策等经济政策及汇率因素将主导中国沪深股市行业网络稳定性的变化.

3 稳健性检验

在 2.5 节中,式(24)和式(25)分别以基于动态 CoVaR 模型求解的风险指标作为自变量进行面板回归分析,虽然通过 Adrian 和 Brunnermeier^[18,19]的动态 CoVaR 模型求解的 *CoVaR* 能较好地刻画系统性风险及系统性风险贡献度,但并不能很好地刻画尾部极端风险关联.因此根据陈守东和王妍^[45]提出的极端分位数回归下的 CoVaR 模型求解出能够有效度量尾部极端风险关联的指标,并分别记为 *VaR** 和 $\Delta CoVaR^*$,再用其分别替代式(23)和式(24)中的 *VaR* 和 $\Delta CoVaR$,进行重新回归以增强实证研究的稳健性.

极端分位数回归下的 CoVaR 模型与 Adrian

和 Brunnermeier^[18,19] 的动态 CoVaR 模型的重要区别,在于极端分位数回归下的 CoVaR 模型虽然同样使用正态分布下的分位数回归技术估计常态下的 $CoVaR_t^{(i)}(q)$,但是它采用帕累托型尾部下的极端分位数回归技术估计 $VaR_t^{(i)}(q)$ 和 $CoVaR_t^{(i)}(q)$.

在用 VaR^* 和 $\Delta CoVaR^*$ 分别替代式(23)和式(24)中的 VaR 和 $\Delta CoVaR$ 后,以 *Infection* 作为因变量的回归方程对应的变参数模型、变截距模型和不变系数模型的残差平方和分别为 $S_1 = 92.2152, S_2 = 110.552, S_3 = 130.1594$, F 检验指标分别为 $F_1 = 1.2016, F_2 = 1.5636$, 故有 $F_2 = 1.5636 > F_{0.05,2}(115, 456)$, $F_1 = 1.2016 < F_{0.05,1}(92, 456)$, 故以 *Infection* 作为因变量的回归方程符合变截距模型. Hausman 检验结果对应的 p 值为 0.0372, 故以 *Infection* 作为因变量的回归方程符合个体固定效应模型. 以 *Tolerance* 作为因变量的回归方程对应的变参数模型、变截距模型和不变系数模型的残差平方和分别为 $S_1 = 95.233, S_2 = 118.219, S_3 = 133.895$, F 检验指标分别为 $F = 0.9571, F_2 = 1.5427$, 故有 $F_2 = 1.5427 > F_{0.05,2}(115, 456)$, $F_1 = 0.9571 < F_{0.05,1}(92, 456)$, 故以 *Tolerance* 作为因变量的回归方程符合变截距模型. Hausman 检验结果对应的 p 值为 0.042, 故以 *Tolerance* 作为因变量的回归方程符合个体固定效应模型.

式(23)和式(24)对应的回归结果分别如表19和表20所示,由 F -统计值及对应 p 值可知,两个面板回归模型在 1% 的显著性水平下均显著. 式(23)中,有 3 个变量显著影响 *Infection*, 其中, $\Delta CoVaR^*$ 在 10% 的显著性水平下对 *Infection* 具有正向影响, $NCluster$ 在 1% 的显著性水平下对 *Infection* 具有正向影响, VS 在 1% 的显著性水平下对 *Infection* 具有正向影响. 式(24)中,有 3 个变量显著影响 *Tolerance*, 其中, VaR 在 5% 的显著性水平下对 *Tolerance* 具有正向影响, $NCluster$ 在 10% 显著性水平下对 *Tolerance* 具有负向影响, VS 在 1% 的显著性水平下对 *Tolerance* 具有正向影响. 上述结果证明了本文实证结果的稳健性.

表 19 面板回归分析结果 C

Table 19 Panel regression analysis results C

影响因素变量	<i>Infection</i>		
	回归系数	t	p
φ_0	1.136 0	3.681 5	0.000 3***
$\Delta CoVaR^*$	5.760 0	1.833 9	0.068 4*
VaR^*	-101.442	-1.263 7	0.208 1
$NCluster$	1.149 0	3.203 0	0.001 5***
VS	0.101 7	15.319 7	0.000 0***
R^2		0.564 6	
调整 R^2		0.519 4	
F		12.489 1	
概率(F)		0.000 0	

注: p 值数字后*、*** 分别代表在 10%、1% 的显著水平下显著.

表 20 面板回归分析结果 D

Table 20 Panel regression analysis results D

影响因素变量	<i>Tolerance</i>		
	回归系数	t	p 值
β_0	-1.259 1	-3.865 5	0.000 1***
$\Delta CoVaR^*$	100.061 3	0.245 4	0.806 4
VaR^*	5.470 5	2.470 4	0.014 1**
$NCluster$	-0.614 6	-1.936 2	0.054 5*
VS	0.097 5	13.905 5	0.000 0***
R^2		0.514 9	
调整 R^2		0.464 5	
F		10.220 0	
概率(F)		0.000 0	

注: p 值数字后*、**、*** 分别代表在 10%、5%、1% 的显著水平下显著.

4 结束语

本文以“2018 年中美贸易摩擦事件”为时间节点,分别构建贸易摩擦前、后的股市行业板块间风险溢出网络. 通过因子分析法,利用多种有向网络的出(入)中心性指标,构建衡量股市中各行业风险传染及承受强度指标. 在此基础上,从行业间风险溢出效应、股市稳定性、网络结构变化等角度,分析中美贸易摩擦事件对中国沪深股市的影响,探究影响各行业风险传染及风险承受强度的因素,并在贸易摩擦背景下识别影响中国沪深股市行业网络变化的主要因素. 实证结果表明:

1) 中美贸易摩擦事件加大了中国沪深股市

的系统性风险并使股市整体稳定性水平大幅下降;贸易摩擦事件的外生冲击会降低网络的鲁棒性;网络对随机攻击具有较强的鲁棒性、对蓄意攻击具有脆弱性,且中美贸易摩擦事件使网络的鲁棒性下降、脆弱性加强。

2) 美国贸易制裁的对象主要集中于软件与服务、技术硬件与设备、半导体与半导体生产设备、电信服务、材料、耐用消费品、汽车与汽车零部件、资本货物等行业。中国对美国出口商品金额占比最大的是机电、音像设备及其零件附件、耐用消费品等行业。在贸易摩擦背景下,这些对美国出口依赖度较高的行业以及受到贸易制裁针对的行业会受到较大的影响,从而他们的风险承受(传染)强度在贸易摩擦前、后发生较大变化。

3) 美国对中国集成电路、半导体产业相关的制裁(包括中兴、晋华及华为事件)在一定程度上促进了国家对“芯片领域”的重视程度,并激发了市场对半导体与半导体生产设备板块、技术硬件设备行业的大力关注。运输、能源、银行板块所对应的实体行业属于刚需行业,受贸易摩擦的影响较小,且银行板块在股市中起到稳定指数的支撑作用,故这些行业的风险承受(传染)强度在贸易摩擦前、后能够保持稳定。从行业的周期性角度,股市中各行业板块间具有明显的轮动效应。受产业政策调整及经济周期的影响,股市中各行业的风险承受强度和风险传染强度在各阶段会发生不同程度的变化,部分具有周期性的行业会表现出明显的周期性变动特征。

4) 关于影响行业风险传染(承受)强度的主要因素,节点在风险溢出网络中的聚类系数越大,则其所对应行业在股市中的风险承受强度越小、风险传染强度越大;节点在风险溢出网络中的点强度越大,则其所对应行业在股市中的风险承受及传染强度越大;行业的在险价值越大,则其在股市中的风险承受强度越大;行业的系统性风险贡献度越大,则其在股市中的风险传染强度越大;在险价值对行业在股市中的风险传染强度没有显著影响,系统性风险贡献度对行业在股市中的风险承受强度没有显著影响。

5) 在中美贸易摩擦背景下,从短期角度,贸易摩擦对中国沪深股市行业网络的稳定性变化起到决定性作用;从中长期角度,中美双方很难在短期内达成结束贸易战的共识,中美贸易摩擦会逐渐成为长期拉锯战,随着投资者情绪的稳定性及股市弹性的逐步增加,中美贸易摩擦对网络稳定性变化的影响逐渐减弱,而宏观经济指标、汇率、货币政策等经济政策将逐渐主导网络稳定性的变化。

股票市场是我国金融系统中的重要组成部分,股价波动易受全球经济环境、国家政策等多方面因素的影响,近些年,2008年全球金融危机、2015年国内股灾事件以及2018年中美贸易摩擦事件均对我国股票市场及整个金融系统造成巨大冲击并促使金融系统性风险加大,给投资者和监管部门带来极大困扰的同时也严重影响我国金融市场的稳定性。

准确测度系统性风险是进行宏观审慎管理、把控系统性风险的重要前提,有效识别金融系统内各金融机构的风险传染方式及传染路径是进行宏观审慎管理、把控系统性风险的关键步骤,维护金融市场的稳定性既是一个国家经济健康发展的必要保障,也是监管部门进行宏观审慎管理、把控系统性风险的最终目标。因此,金融监管部门应注意如下几点:

1) 对金融系统性风险进行准确度量,严格把控金融系统性风险的“警戒线指标”,做好金融风险预警,及时发现股市中个股间、行业板块间的关联特征及风险溢出效应,有效识别股市中的风险传染途径,做好提前免疫工作,减弱金融风险的传染速度和强度从而有效控制金融风险对股市的影响。

2) 充分了解股市中各行业板块的自身特点,例如根据行业的对外进出口结构、行业对经济政策及国际经贸环境变化的反应程度、行业的周期轮动性特征、以及行业在股市行业网络中的拓扑结构特征来了解各行业的风险传染及风险承受能力;重点监控股市中的部分行业板块并在适当时期对其进行有针对性地干预和调整,从而有助于

维护股市及整个金融市场的稳定性.

3) 中美双方尚未达成结束贸易战的共识, 中美贸易摩擦事件很可能会成为长期拉锯战, 而在长期的贸易摩擦背景下, 诸如通货膨胀率等宏观经济变量, 数量型货币政策等经济政策

及汇率因素将主导中国沪深股市的稳定性, 因此有关部门应坚决贯彻宏观审慎管理政策, 严格把控国家的宏观经济形势以及财政、货币政策、汇率制度的实施情况, 从而维护中国沪深股市的健康稳定发展.

参 考 文 献:

- [1] 谢 锐, 陈湘杰, 陈黎明, 等. 中国关税有效保护率的动态变迁[J]. 管理科学学报, 2020, 23(7): 76-98.
Xie Rui, Chen Xiangjie, Chen Liming, et al. Dynamic evolution in China's effective protection rate[J]. Journal of Management Sciences in China, 2020, 23(7): 76-98. (in Chinese)
- [2] 段玉婉, 刘丹阳, 倪红福. 全球价值链视角下的关税有效保护率——兼评美国加征关税的影响[J]. 中国工业经济, 2018, 364(7): 62-79.
Duan Yuwan, Liu Danyang, Ni Hongfu. A measure of tariff effective rate of protection from the perspective of global value chain: Comments on the effects of increasing tariff taken by U. S. [J]. China Industrial Economics, 2018, 364(7): 62-79. (in Chinese)
- [3] 王 霞. 中美贸易摩擦对全球制造业格局的影响研究[J]. 数量经济技术经济研究, 2019, (6): 22-40.
Wang Xia. Impact of China-US trade friction on global manufacturing structure[J]. The Journal of Quantitative & Technical Economics, 2019, (6): 22-40. (in Chinese)
- [4] 鲍 勤, 苏丹华, 汪寿阳. 中美贸易摩擦对中国经济影响的系统分析[J]. 管理评论, 2020, 32(7): 3-16.
Bao Qin, Su Danhua, Wang Shouyang. Systematic analysis for the impacts of U. S. -China trade friction on China's economy [J]. Business Review, 2020, 32(7): 3-16. (in Chinese)
- [5] Li Y S, Zhuang X T, Wang J, et al. Analysis of the impact of Sino-US trade friction on China's stock market based on complex networks [J]. North American Journal of Economics and Finance, 2020, 52: 101185.
- [6] Liu L J, Creutzig F, Yao Y F, et al. Environmental and economic impacts of trade barriers: The example of China-US trade friction [J]. Resource and Energy Economics, 2019, 59: 101144.
- [7] Xia Y, Kong Y, Ji Q, et al. Impacts of China-US trade conflicts on the energy sector [J]. China Economic Review, 2019, 58: 101360.
- [8] 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, (5): 39-58.
Gong Xiaoli, Xiong Xiong. A study of financial risk contagion from the volatility spillover network perspective [J]. Journal of Financial Research, 2020, (5): 39-58. (in Chinese)
- [9] 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(8): 65-83.
Gong Xiaoli, Xiong Xiong, Zhang Wei. Research on systemic risk measurement and spillover effect of financial institutions in China [J]. Management World, 2020, 36(8): 65-83. (in Chinese)
- [10] 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 [J]. 经济研究, 2020, 55(1): 65-81.
Yang Zihui, Chen Lixuan, Chen Yutian. Cross-market contagion of economic policy uncertainty and systemic financial risk: A nonlinear network connectedness analysis [J]. Economic Research Journal, 2020, 55(1): 65-81. (in Chinese)
- [11] 杨子晖, 周颖刚. 全球系统性金融风险溢出与外部冲击[J]. 中国社会科学, 2018, (12): 70-91.
Yang Zihui, Zhou Yinggang. Global systemic financial risk spillovers and their external impact [J]. Social Sciences in China, 2018, (12): 70-91. (in Chinese)
- [12] 董中文, 范从来, 朱 辰, 等. 金融审慎监管与货币政策的协同效应——考虑金融系统性风险防范[J]. 金融研究, 2017, (3): 16-32.

- Tong Zhongwen ,Fan Conglai ,Zhu Chen , et al. The synergistic effect of financial prudential supervision and monetary policy: Considering financial systemic risk prevention[J]. *Journal of Financial Research* ,2017 ,(3) : 16 – 32. (in Chinese)
- [13]Zhang W P ,Zhuang X T. The stability of Chinese stock network and its mechanism[J]. *Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications* 2019 ,515: 748 – 761.
- [14]刘海飞,柏 巍,李冬昕,等. 沪港通交易制度能提升中国股票市场稳定性吗? ——基于复杂网络的视角[J]. *管理科学学报* ,2018 ,21(1) : 97 – 110.
- Liu Haifei ,Bai Wei ,Li Dongxin , et al. Does Shanghai-Hong Kong stock connect trading mechanism improve the stability of Chinese stock market? A complex network perspective [J]. *Journal of Management Sciences in China* ,2018 ,21(1) : 97 – 110. (in Chinese)
- [15]Hart O ,Zingales L. How to Avoid a New Financial Crisis [R]. www.docin.com/p-992009048.html–2009.
- [16]Financial Stability Board. Guidance to Assess the Systemic Importance of Financial Institutions ,Markets and Instruments: Initial Considerations [R]. Report to G20 Finance Ministers and Governors ,2009.
- [17]Adams Z ,Füss R ,Gropp R. Spillover effects among financial institutions: A state-dependent sensitivity value-at-risk approach[J]. *Journal of Financial and Quantitative Analysis* ,2014 ,3: 575 – 598.
- [18]Adrian T ,Brunnermeier M K. COVaR [R]. Federal Reserve Bank of New York Staff Reports ,2008.
- [19]Adrian T ,Brunnermeier M K. CoVaR [J]. *American Economic Review* ,2016 ,106(7) : 1705 – 1741.
- [20]Acharya V V ,Pedersen L H ,Philippon T , et al. Measuring systemic risk [J]. *The Review of Financial Studies* ,2017 ,30(1) : 2 – 47.
- [21]Brownlees C ,Engle R F. SRISK: A conditional capital shortfall measure of systemic risk [J]. *Review of Financial Studies* ,2017 ,30(1) : 48 – 79.
- [22]张冰洁,汪寿阳,赵雪婷. 基于 CoES 模型的我国金融系统性风险度量 [J]. *系统工程理论与实践* ,2018 ,38(3) : 565 – 575.
- Zhang Bingjie ,Wang Shouyang ,Zhao Xueting. China’s financial systemic risk measurement based on CoES model [J]. *Systems Engineering: Theory & Practice* ,2018 ,38(3) : 565 – 575. (in Chinese)
- [23]张 琳,汤 薇,林晓婕,等. 基于 SVM-SRISK 的非上市保险公司系统性风险度量 [J]. *保险研究* ,2018 ,362(6) : 5 – 17.
- Zhang Lin ,Tang Wei ,Lin Xiaojie , et al. Systematic risk measurement of unlisted insurance companies based on SVM-SRISK [J]. *Insurance Studies* ,2018 ,362(6) : 5 – 17. (in Chinese)
- [24]何 青,钱宗鑫,刘 伟. 中国系统性金融风险的度量——基于实体经济的视角 [J]. *金融研究* ,2018 ,(4) : 57 – 74.
- He Qing ,Qian Zongxin ,Liu Wei. The measurement of China’s systematic financial risk: Based on the perspective of real economy [J]. *Journal of Financial Research* ,2018 ,(4) : 57 – 74. (in Chinese)
- [25]Huang W Q ,Wang D. Systemic importance analysis of Chinese financial institutions based on return spillover network [J]. *Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications* ,2018 ,509: 405 – 421.
- [26]黄玮强,庄新田,姚 爽. 基于信息溢出网络的金融机构风险传染研究 [J]. *系统管理学报* ,2018 ,27(2) : 35 – 243.
- Huang Weiqiang ,Zhuang Xintian ,Yao Shuang. Risk contagion among financial institutions based on information spillover network [J]. *Journal of System & Management* ,2018 ,27(2) : 235 – 243. (in Chinese)
- [27]Diebold F X ,Yilmaz K. Better to give than to receive: Predictive directional measurement of volatility spillovers [J]. *International Journal of Forecasting* ,2012 ,28(1) : 57 – 66.
- [28]Diebold F X ,Yilmaz K. On the network topology of variance decompositions: Measuring the connectedness of financial firms [J]. *Journal of Econometrics* ,2014 ,182 (1) : 119 – 134.
- [29]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.
- Yang Zihui, Chen Yutian, Xie Ruikai. Research on systemic risk measures and cross-sector risk spillover effect of financial institutions in China[J]. *Journal of Financial Research*, 2018, (10): 19–37. (in Chinese)
- [30] Yang Z, Zhou Y. Quantitative easing and volatility spillovers across countries and asset classes[J]. *Management Science*, 2017, 63(2): 333–354.
- [31] Huang W Q, Wang D. Systemic importance analysis of Chinese financial institutions based on volatility spillover network[J]. *Chaos, Solitons & Fractals*, 2018, 114: 19–30.
- [32] Abbas G, Bashir U, Wang S, et al. The return and volatility nexus among stock market and macroeconomic fundamentals for China[J]. *Physica A: Statistical Mechanics & Its Applications*, 2019, 526: 121015.
- [33] Li Y S, Zhuang X T, Wang J, et al. Spatial linkage of volatility spillovers and its explanation across China's interregional stock markets: A network approach[J]. *Applied Economics Letters*, 2021, 28(8): 1–7.
- [34] 杨子晖, 陈雨恬, 张平淼. 股票与外汇市场尾部风险的跨市场传染研究[J]. *管理科学学报*, 2020, 23(8): 54–77.
- Yang Zihui, Chen Yutian, Zhang Pingmiao. Cross-market contagion effect on tail risks between stock markets and exchange markets[J]. *Journal of Management Sciences in China*, 2020, 23(8): 54–77. (in Chinese)
- [35] Zhang W P, Zhuang X T, Wang J, et al. Connectedness and systemic risk spillovers analysis of Chinese sectors based on tail risk network[J]. *North American Journal of Economics and Finance*, 2020, 54: 101248.
- [36] 李政, 梁琪, 涂晓枫. 我国上市金融机构关联性研究——基于网络分析法[J]. *金融研究*, 2016, (8): 95–110.
- Li Zheng, Liang Qi, Tu Xiaofeng. Research on the relevance of China's listed financial institutions: Based on network analysis[J]. *Journal of Financial Research*, 2016, (8): 95–110. (in Chinese)
- [37] Wang G J, Xie C, He K, et al. Extreme risk spillover network: Application to financial institutions[J]. *Quantitative Finance*, 2017, 17(9): 1417–1433.
- [38] 张群, 张卫国, 马勇. 中国金融市场系统复杂性的演化机理与管理研究[J]. *管理科学学报*, 2017, 20(1): 75–86.
- Zhang Qun, Zhang Weiguo, Ma Yong. Research on evolution mechanism and management of China's financial market system complexity[J]. *Journal of Management Sciences in China*, 2017, 20(1): 75–86. (in Chinese)
- [39] 隋聪, 王宪峰, 王宗尧. 银行间债务网络流动性差异对风险传染的影响[J]. *管理科学学报*, 2020, 23(3): 65–72.
- Sui Cong, Wang Xianfeng, Wang Zongyao. The impacts of interbank debt network liquidity differences on risk contagion[J]. *Journal of Management Sciences in China*, 2020, 23(3): 65–72. (in Chinese)
- [40] Peron T K D, Costa L D F, Rodrigues F A. The structure and resilience of financial market networks[J]. *Chaos: An Interdisciplinary Journal of Nonlinear Science*, 2012, 22(1): 013117.
- [41] Silva T C, De Souza S R S, Tabak B M. Network structure analysis of the Brazilian interbank market[J]. *Emerging Markets Review*, 2016, 26: 136–152.
- [42] 邵华明, 马永谈, 朱涛. 股票市场稳定性测度及其作用机制——基于复杂网络模型视角的分析[J]. *财经科学*, 2017, (5): 54–66.
- Shao Huaming, Ma Yongtan, Zhu Tao. Measurement of stability of stock market and its mechanism: From complex network structure perspective[J]. *Finance & Economics*, 2017, (5): 54–66. (in Chinese)
- [43] 方意, 和文佳, 荆中博. 中美贸易摩擦对中国金融市场的溢出效应研究[J]. *财经经济*, 2019, 40(6): 55–69.
- Fang Yi, He Wenjia, Jing Zhongbo. The spillover effects of China-US trade friction on China's financial markets[J]. *Finance & Trade Economics*, 2019, 40(6): 55–69. (in Chinese)
- [44] 陈创练, 龙晓旋, 姚树洁. 货币政策、汇率波动与通货膨胀的时变成因分析[J]. *世界经济*, 2018, 41(4): 3–27.

Chen Chuanglian , Long Xiaoxuan , Yao Shujie. The time-varying relationship among monetary policy , exchange rate and inflation [J]. The Journal of World Economy , 2018 , 41(4) : 3 - 27. (in Chinese)

[45] 陈守东, 王妍. 我国金融机构的系统性金融风险评估——基于极端分位数回归技术的风险度量 [J]. 中国管理科学, 2014, 22(7) : 10 - 17.

Chen Shoudong , Wang Yan. Measuring systemic financial risk of risk of China's financial institution: Applying extremal quantile regression technology and CoVaR model [J]. Chinese Journal of Management Science , 2014 , 22(7) : 10 - 17. (in Chinese)

Impacts of the Sino-US trade friction on China's Shanghai and Shenzhen stock sectors

*LI Yan-shuang*¹ , *ZHUANG Xin-tian*¹ , *WANG Jian*^{1*} , *GONG Xiao-li*²

1. School of Business Administration , Northeastern University , Shenyang 110169 , China;

2. School of Economics , Qingdao University , Qingdao 266061 , China

Abstract: Taking the “Sino-US Trade Friction in 2018” as the demarcation point , the risk spillover networks between China's stock sectors before and after the trade friction are constructed , respectively. Multiple network-centrality indicators are used to construct the comprehensive indicators that reflect the risk contagion (tolerance) of stock sectors. Impacts of the Sino-US trade friction on China's stock market have been studied from several perspectives. The results indicate the following. 1) The trade friction has led to an increase in the systemic risk and a decline in the stability of China's stock market , and reduced the robustness of the sectoral networks. 2) From a short-term perspective , the Sino-US trade friction has a decisive impact on the stability of the network. From a medium to long-term perspective , its impact on the network stability gradually weakens , and economic policies like macroeconomic indicators , exchange rates , and monetary policies will dominate the changes in network stability progressively. 3) After the trade friction , the risk spillover effects of various industries have changed to varying degrees , and the main influencing factors are also different. The research conclusions can provide references for the financial regulatory authorities to conduct macroprudential management , control systemic risks , and maintain the financial market's stability.

Key words: Sino-US trade friction; macroprudential management; risk spillover network; systemic risk; financial market's stability