

doi: 10.19920/j.cnki.jmsc.2024.01.007

多层网络视角下沪深港股票市场关联性演化研究^①

陈 炜¹, 姜鳗芮¹, 张卫国²

(1. 首都经济贸易大学管理工程学院, 北京 100070; 2. 深圳大学管理学院, 深圳 518060)

摘要: 随着“沪港通”和“深港通”的开通, 沪深港股票市场间关联性日趋紧密, 而充分认识沪深港股票市场间关联性的演化特征, 对维持沪深港股票市场的稳定具有重要的价值. 本文从多层网络视角出发, 同时考虑股票收益率间的相关性和投资者情绪间的相关性, 构建沪深港股票市场多层网络, 进而探究沪深港股票市场间的关联关系及演化过程. 结果表明, “沪港通”开通后, 沪深港股票市场收益率间的关联性以及投资者情绪间的关联性没有显著增强, 但不同市场间收益率与投资者情绪的关联性显著增强. 而“深港通”开通后, 沪深港股票市场收益率间、投资者情绪间以及收益率与投资者情绪间的关联性均显著增强. 此外, 不同市场之间收益率与投资者情绪间的交互关系并不对称, 沪深两市股票收益率与港市股票投资者情绪的关联性较高, 而港市股票收益率与沪深两市股票投资者情绪的关联性却较低.

关键词: 沪港通; 深港通; 多层网络; 投资者情绪; 关联性

中图分类号: F832.5 **文献标识码:** A **文章编号:** 1007-9807(2024)01-0096-17

0 引 言

随着经济一体化的发展, 金融全球化和自由化趋势的日益增强, 各国、各地区的股票市场也逐渐由分割走向联动. 在市场国际化的背景下, 资本市场开放是我国对外开放政策的主要内容之一. 2014年11月17日沪港股票市场交易互联互通机制试点(简称“沪港通”)的实施, 标志着沪港两市之间互通互投的实现, 推动了我国资本市场双向开放的进程. 随后, 2016年12月5日深港股票市场交易互联互通机制试点(简称“深港通”)也顺利开通, 实现了深港两市之间的互通互投, 进一步深化了沪深港三地股票市场在资本市场中的合作与协调发展. “沪港通”和“深港通”作为我国内地资本市场的重大制度创新, 推动了A股市场成功纳入MSCI新兴市场指数, 对于优化我国A股资本市场投资者结构, 提高资本市场效率具有重

大意义^[1].

“沪港通”和“深港通”政策实施后, 沪深港股票市场间关联性日趋紧密, 而准确刻画沪深港股票市场间复杂的关联性, 并分析其演化特征, 对维持沪深港股票市场的稳定具有重要的价值. 目前, 已有学者对沪深港股票市场之间的关联性进行了研究. 郭文伟和陈妍玲^[2]发现沪深港股票市场之间的危机传染效应随一体化程度的提升而增强. 方艳等^[3]、Ma等^[4]基于上证综指、深证成指和恒生指数, 研究“沪港通”开通前后股票市场之间联动性的变化, 并得出“沪港通”的开通没有使得沪港两市之间的动态相关性显著增强. 姚尧之和刘志峰^[5]基于DCC-MIDAS模型, 研究混频条件下股票市场之间的动态相关性, 结果表明“沪港通”开通对沪深港股票市场的联动性起积极作用. 林祥友等^[6]、秦国骏和刘传江^[7]从微观的角度开展研究, 发现“沪深港通”的开通促进了AH股市场

^① 收稿日期: 2021-02-28; 修订日期: 2022-02-20.

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(72071134; U1901223); 北京市属高校高水平科研创新团队建设支持计划项目(BPHR20220120).

作者简介: 陈 炜(1975—), 男, 宁夏西吉人, 博士, 教授, 博士生导师. Email: chenwei@cueb.edu.cn

收敛. 然而, 现有文献大多是研究沪深港股票价格波动之间的联动性.

近年来, 投资者情绪作为行为金融学理论研究的重要组成部分, 已经吸引了广大学者的关注^[8-13]. 特别地, 已有研究表明重大事件会导致投资者情绪波动, 进而影响股票价格. 例如: Valle Cruz 等^[14]、Sun 等^[15]、Liu 等^[16] 研究发现, COV-ID-19 流行期间投资者情绪对股票价格的影响更为显著. Addoum 等^[17] 以政治气候的变化作为投资者情绪的代理变量, 实证分析了执政党变化对股票价格的影响. 杨晓兰等^[18] 从投资者情绪的角度研究我国股市的政策效应, 实证分析了五类政策对股票市场的影响. 于博和吴菡虹^[19] 开展了互联互通政策带来的市场情绪联动效应的研究, 发现“沪港通”和“深港通”的开通提高了沪港之间以及深港之间的情绪联动水平. 然而, 目前有关沪深港股票市场价格联动性和投资者情绪联动性的研究仍处于较为割裂的状态. 为了进一步深化互联互通政策下沪深港股票市场间关联性演化分析的研究, 本文将同时考虑沪深港股票市场价格层面和投资者情绪层面的联动性.

随着网络科学的蓬勃发展, 复杂网络理论因其可以更好的揭示金融市场内部拓扑结构及演化过程, 已被越来越多的学者应用于股票市场关联性的研究中. 例如: 王克达等^[20]、Corsi 等^[21] 构建格兰杰因果风险网络, 研究系统性风险的传染过程. 马亚明和胡春阳^[22] 构建极端风险网络, 分析极端风险关联性的演化特征. Li 等^[23]、Long 等^[24]、周开国等^[25] 构建信息溢出网络, 研究不同时期波动率、极端风险、尾部风险等信息的溢出效应. 李岸等^[26]、Ji 等^[27] 基于动态条件相关系数构建关联网络, 进而分析市场关联性的演化情况. 刘海飞等^[28]、谢赤等^[29]、李延双等^[30]、Huang 等^[31] 构建 Pearson 相关关系网络, 探索不同时期股票市场的结构特征及稳定性. 刘超和郭亚东^[32]、Li 和 Dong^[33] 基于市场联动模式构建市场联动模式转换网络, 探索不同时期市场关联性的转换规律. 但是, 由于股票之间存在着多种关联关系, 因而传统的单层网络方法已难以准确刻画现实的股票市场. 近年来, 能够同时考虑多种不同关系的多层网络方法倍受学者们的关注. Aldasoro 和 Alves^[34] 利用欧洲大型银行之间的风险披露数据, 构建多层

网络模型, 以刻画欧洲大型银行网络多重结构的主要特征. Li 等^[35] 基于银行与公司之间的短期借贷关系和长期借贷关系, 构建银行-公司多层网络模型, 进而研究其系统性风险. 马钱挺等^[36] 基于银企间不同贷款期限的借贷关系以及不同投资周期的共同资产关系, 构建多层网络模型研究银企系统性风险. 李守伟等^[37] 基于 Pearson 相关、Kendall 相关以及 Tail 相关, 构建金融机构多层网络模型, 实证分析了金融机构多层网络结构演化特征. 然而, 至今鲜有文献聚焦沪深港股票市场, 从多层网络的视角出发, 研究沪深港股票市场的关联性演化特征.

综上所述, 本文构建了沪深港股票市场多层网络模型, 进而研究互联互通政策对沪深港股票市场关联性的影响. 本文的主要工作有以下两点: 第一, 从多层网络视角出发, 同时考虑沪深港股票市场收益率间的相关性和投资者情绪间的相关性, 构建沪深港股票市场多层网络模型. 第二, 基于不同的复杂网络拓扑特征描述指标, 从静态和动态两个方面出发, 探讨不同时期沪深港股票市场内部拓扑结构的变化, 分析不同时期收益率间相关性与投资者情绪间相关性的异同, 以及不同时期收益率与投资者情绪之间交互关系的演变情况, 揭示沪深港股票市场关联性的演化特征.

1 沪深港股票市场多层网络模型

本文以“沪港通”和“深港通”中所包含的股票为节点, 沪深港股票市场收益率之间的关系、投资者情绪之间的关系以及收益率与投资者情绪之间的关系为边, 构建沪深港股票市场多层网络模型. 其中, 股票的收益率采用对数收益率的计算方式, 假设股票 i 在第 t 天的收盘价为 $p_i(t)$, 则其对数收益率 $r_i(t)$ 为

$$r_i(t) = \ln p_i(t) - \ln p_i(t-1) \quad (1)$$

投资者情绪指数的构建, 参照技术情绪指数的构建方法^[38]. 本文选用换手率 (Turn)、相对强弱指数 (Rsi)、乖离率 (Bias)、人气指标 (AR) 以及成交量比率 (VR) 作为投资者情绪的代理指标. 首先针对每只股票, 对所有指标当期和滞后一期值进行主成分分析, 得到初始情绪指数. 进一步,

将所有指标当期和滞后一期值与初始情绪指数回归,取两者相关系数绝对值的较大者作为正式的指标.最后基于正式的指标,采用主成分分析法,以第一主成分构建投资者情绪指数

$$I_e = \alpha_1 Turn + \alpha_2 Rsi + \alpha_3 Bias + \alpha_4 AR + \alpha_5 VR \quad (2)$$

其中 α 表示第一主成分中各指标的系数, Rsi 的周期为6个交易日, $Bias$ 的周期为12个交易日, AR 的周期为26个交易日, VR 的周期为26个交易日.

进一步,同时考虑沪深港股票市场收益率间的相关性和投资者情绪间的相关性,构建沪深港股票市场多层网络模型.

1.1 关联性计算

考虑股票之间的 Spearman 相关性,该相关系数可以刻画股票间是否存在秩相关性^[39].相较于常用的 Pearson 相关系数,Spearman 相关系数不易受到样本中离群点的影响.对于秩序列 $X_i = \{x_i(t)\}$ 和 $X_j = \{x_j(t)\}$,两者之间的 Spearman 相关系数可以表示为

$$\rho_{ij} = \frac{\sum_{t=1}^n (x_i(t) - \bar{X}_i)(x_j(t) - \bar{X}_j)}{\sqrt{\sum_{t=1}^n (x_i(t) - \bar{X}_i)^2} \sqrt{\sum_{t=1}^n (x_j(t) - \bar{X}_j)^2}} \quad (3)$$

其中 n 表示序列的长度.特别地,Spearman 相关系数的大小在 -1 到 1 之间, $|\rho_{ij}|$ 越接近于 1 ,股票 i 和 j 之间的相关性越强, $|\rho_{ij}|$ 越接近于 0 ,股票 i 和 j 之间的相关性越弱.

1.2 多层网络构建

本文所构建的沪深港股票市场多层网络模型包括两层:股票收益率间 Spearman 关系层(L_{RS})以及股票投资者情绪间 Spearman 关系层(L_{ES}).

首先,基于“沪港通”和“深港通”中所包含股票的数据,根据上述 Spearman 相关系数公式,可计算股票收益率序列之间的相关系数 $\rho_{ij,r}$ 、股票投资者情绪序列之间的相关系数 $\rho_{ij,e}$ 以及股票收益率序列与投资者情绪序列之间的相关系数 $\rho_{ij,re}$.其次,分别基于元素 $\rho_{ij,r}$ 、 $\rho_{ij,e}$ 和 $\rho_{ij,re}$,可得如下三个 $N \times N$ 的相关系数矩阵

$$C_{\rho,r} = \begin{bmatrix} \rho_{11,r} & \cdots & \rho_{1N,r} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \rho_{N1,r} & \cdots & \rho_{NN,r} \end{bmatrix} \quad (4)$$

$$C_{\rho,e} = \begin{bmatrix} \rho_{11,e} & \cdots & \rho_{1N,e} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \rho_{N1,e} & \cdots & \rho_{NN,e} \end{bmatrix} \quad (5)$$

$$C_{\rho,re} = \begin{bmatrix} \rho_{11,re} & \cdots & \rho_{1N,re} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \rho_{N1,re} & \cdots & \rho_{NN,re} \end{bmatrix} \quad (6)$$

最后,以 $C_{\rho,r}$ 构建单层网络 $G_{\rho,r}$,作为多层网络的 L_{RS} , $C_{\rho,e}$ 构建单层网络 $G_{\rho,e}$,作为多层网络的 L_{ES} , $C_{\rho,re}$ 作为多层网络中 L_{RS} 和 L_{ES} 之间的交互关系,得到沪深港股票市场多层网络.

进一步,考虑到所构建的沪深港股票市场网络庞大,对所构建的沪深港股票市场多层网络进行简化.

针对 L_{RS} 和 L_{ES} 的层内关系,采用最小生成树(MST)方法进行简化.根据MST的构建原理,需要将相关系数矩阵 $C_{\rho,r}$ 和 $C_{\rho,e}$ 转换为相应的距离矩阵 $D_{\rho,r}$ 和 $D_{\rho,e}$,进而得到简化后的网络 $G'_{\rho,r}$ 和 $G'_{\rho,e}$.股票之间的距离定义为^[40]

$$d_{ij} = 1 - c_{ij}^2 \quad (7)$$

其中 c_{ij} 为股票 i 和 j 之间收益率间或投资者情绪间的 Spearman 相关系数.

针对 L_{RS} 和 L_{ES} 的层间关系,考虑到 Spearman 相关系数越接近于 0 意味着相关性越弱,因而本文采用阈值法进行层间关系的简化.设定阈值为 θ ,令矩阵 $C_{\rho,re}$ 中的元素 $\rho_{ij,re}$ 满足

$$\rho_{ij,re} = \begin{cases} \rho_{ij,re} & |\rho_{ij,re}| \geq \theta, \\ 0 & |\rho_{ij,re}| < \theta \end{cases} \quad (8)$$

则可以得到简化后的层间关系矩阵 $C'_{\rho,re}$.

最后,以简化后的网络 $G'_{\rho,r}$ 作为 L_{RS} , $G'_{\rho,e}$ 作为 L_{ES} ,简化后的层间关系矩阵 $C'_{\rho,re}$ 作为 L_{RS} 和 L_{ES} 之间的交互关系,即可得到最终的沪深港股票市场多层网络.

1.3 复杂网络拓扑特征描述指标

1.3.1 连通分量数

在沪深港股票市场多层网络中,市场之间的关联性可以用所属不同市场的股票在不同层中所形成的连通分量数衡量.如果节点 i 和 j 是连通的,则节点 i 和 j 属于同一个连通分量;如果节点 i 和 j 是不连通的,则节点 i 和 j 属于不同的连通分量.特别地,由于 L_{RS} 和 L_{ES} 中的网络均采用最小

生成树方法进行简化,因此其连通分量数为 1。

1.3.2 节点影响强度

在沪深港股票市场多层网络中,节点影响强度可以衡量网络中某一节点对网络中其它节点的作用强度.假设与节点 i 在 L 层相连的节点集合记作 $\Gamma_i^{[L]}$,则节点 i 在 L 层的影响强度(influence-strength, IS) 定义为^[29]

$$IS_i^{[L]} = \sum_{j \in \Gamma_i^{[L]}} |c_{ij}| \quad (9)$$

1.3.3 度相关性

沪深港股票市场多层网络的度相关性衡量了同一个节点在 L_{RS} 和 L_{ES} 中影响强度变化的相关性,计算公式如下^[37,41]

$$\rho^{[L, \beta]} = \frac{\sum_i (X_i^{[L]} - \bar{X}^{[L]}) (X_i^{[\beta]} - \bar{X}^{[\beta]})}{\sqrt{\sum_i (X_i^{[L]} - \bar{X}^{[L]})^2} \sqrt{\sum_i (X_i^{[\beta]} - \bar{X}^{[\beta]})^2}} \quad (10)$$

其中 $X^{[L]}$ 是 L 层中所有节点 $IS^{[L]}$ 值的秩序列, $X_i^{[L]}$ 是节点 i 的秩.一般来说,度相关性的值介于 -1 到 1 之间,当该值接近于 1 ,说明两层的节点度数变化有着较强的正相关性;当该值接近于 -1 ,说明两层的节点度数变化有着较强的负相关性;当该值接近于 0 时,说明两层的节点度数变化没有明显的相关性.

1.3.4 平均最短路径

沪深港股票市场多层网络的平均最短路径可以衡量网络的性能和传输效率.在 L 层中,节点 i 和 j 之间的最短路径(shortest path length, SPL) 定义为

$$SPL_{ij}^{[L]} = \min\{d_{ik_1}^{[L]} + d_{k_1 k_2}^{[L]} + \dots + d_{k_m j}^{[L]}\} \quad (11)$$

其中节点 k_1, k_2, \dots, k_m 是连接节点 i 和 j 的中间节点.进一步,网络中, L 层的平均最短路径(average shortest path length, ASPL) 定义为^[42]

$$ASPL^{[L]} = \frac{2}{N^{[L]}(N^{[L]} - 1)} \sum_{i \neq j} SPL_{ij}^{[L]} \quad (12)$$

其中 $N^{[L]}$ 为网络中 L 层中节点的个数.

1.3.5 层相似性

在沪深港股票市场多层网络中,层间相似性可以衡量网络中 L_{RS} 和 L_{ES} 间相互代表的程度.本文使用 Jaccard 相似性方法进行度量,公式如下^[37]

$$J^{[L, \beta]} = \frac{|E^{[L]} \cap E^{[\beta]}|}{|E^{[L]} \cup E^{[\beta]}|} \quad (13)$$

其中 $E^{[L]}$ 表示 L 层中边的集合.层相似性的值介于 0 到 1 之间,当该值接近于 1 ,说明两层的相似性极高,当该值接近于 0 ,说明两层的相似性极低.

2 沪深港股票市场多层网络结构的实证分析

选取“沪港通”和“深港通”中所包含的股票作为研究对象,以 2012 年 1 月 1 日至 2019 年 1 月 1 日作为研究时段,从 Wind 数据库中提取相应的股票交易数据及股票技术分析指标数据.为了探究“沪港通”和“深港通”的开通对沪深港股票市场的影响,需要对事件发生的时间节点进行认定.由于“沪港通”于 2014 年 11 月 17 日开通,“深港通”于 2016 年 12 月 5 日开通,因此,基于以上两个时间点,将整个时间段主要划分为三段:“沪港通”开通前(时段 1)、“沪港通”开通后“深港通”开通前(时段 2)以及“深港通”开通后(时段 3).特别地,考虑了“沪港通”和“深港通”实施过程中股票的纳入和剔除.具体来说,在“沪港通”和“深港通”均未开通前,本文以最先进入“沪港通”和“深港通”且上市满一年的股票为研究对象;在“沪港通”或“深港通”开通后,进一步考虑了“沪港通”和“深港通”实施过程中的股票调整.最终,不同研究时段的股票变化情况如表 1 所示.

进一步,本研究将基于不同的复杂网络拓扑特征描述指标,从静态和动态两方面出发,对沪深港股票市场多层网络展开分析,具体包括:不同时期沪深港股票市场的关联性分析,以及沪深港股票市场关联性的动态演化特征分析.

2.1 不同时期沪深港股票市场的关联性

针对不同时段,本文基于“沪港通”和“深港通”实施过程中未被调整的股票,进行沪深港股票市场多层网络的构建,并从网络结构、 L_{RS} 和 L_{ES} 的网络特征以及 L_{RS} 和 L_{ES} 之间的交互关系三个方面分析不同时期沪深港股票市场的关联性.特别地,时段 1 包括沪股 465 只、深股 662 只以及港股 276 只,时段 2 包括沪股 407 只、深股 830 只

以及港股 275 只,时段 3 包括沪股 390 只、深股 666 只以及港股 338 只.

表 1 不同研究时段的股票变化情况

Table 1 The number of stocks in different periods

市场	时段 1			时段 2			时段 3		
	总数	纳入	剔除	总数	纳入	剔除	总数	纳入	剔除
沪市	465→509	44	0	516→535	138	119	535→572	213	176
深市	662→830	168	0	830→876	46	0	879→859	283	303
港市	276→298	22	0	298→365	103	36	416→462	145	99
总计	1 403→1 637	234	0	1 644→1 776	287	155	1 830→1 893	641	578

2.1.1 网络结构

为了直观的显示沪深港股票市场多层网络结构以及沪深港股票市场之间的关系,本文绘制了所构建多层网络在时段 1、时段 2 以及时段 3 的网络结构图,如图 1~图 3 所示,其中,深灰色的节点代表沪市股票,浅灰色的节点代表深市股票,黑色的节点代表港市股票,节点之间黑色的边表示层内节点间的关系,节点之间灰色的边表示层间节点间的关系.此外,为了观察不同时段沪股、深股以及港股的分布情况,表 2 给出了不同时段不同层中所属不同市场的连通分量数标准化后的结果.

不难看出,沪深两市在任何层、任何时段都有

着较大的连通分量值,说明沪深两市的关联性较为密切,没有明显的分界,但是港市在不同层、不同时段的表现有较大的差异.在时段 1 和时段 2,港市的连通分量数较小,港市与沪深两市之间有着较为明显的分界, L_{RS} 中的分界较为清晰, L_{ES} 中的分界较为模糊.这说明,“沪港通”开通后,港市与沪深两市之间的关联性并没有显著增强.在时段 3,港市的连通分量数有所增大,港市与沪深两市之间的分界较为模糊,特别是在 L_{ES} 中,港市与沪深两市之间没有明显的分界.这说明,“深港通”的开通使得港市与沪深两市之间的关联性显著增强,尤其是在投资者情绪层面表现更为明显.

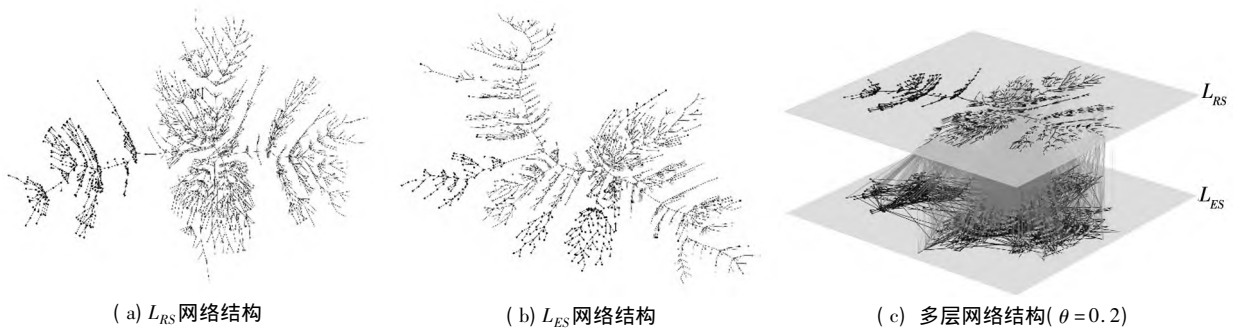


图 1 时段 1 沪深港股票市场多层网络结构

Fig. 1 The multilayer network structure of Shanghai, Shenzhen and Hong Kong stock markets in period 1



图 2 时段 2 沪深港股票市场多层网络结构

Fig. 2 The multilayer network structure of Shanghai, Shenzhen and Hong Kong stock markets in period 2

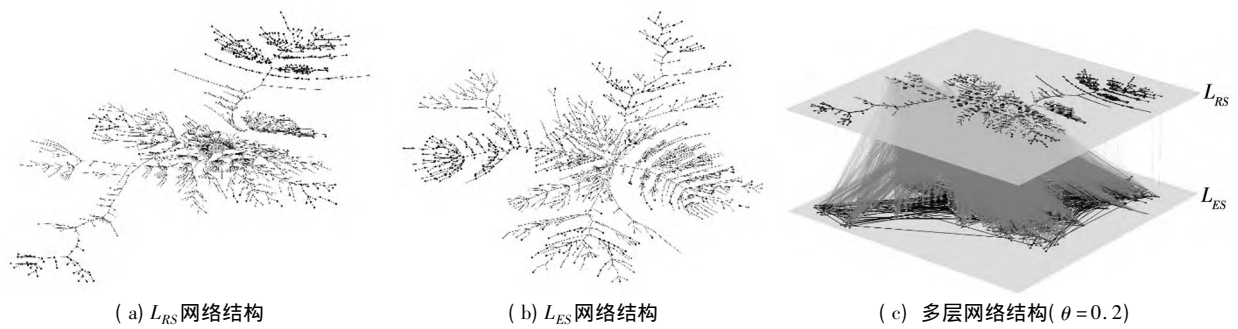


图 3 时段 3 沪深港股票市场多层网络结构

Fig. 3 The multilayer network structure of Shanghai , Shenzhen and Hong Kong stock markets in period 3

表 2 不同层中所属不同市场的连通分量数

Table 2 The number of connected components of different markets in different layers

层	市场	包含仅有一个节点的连通分量			不包含仅有一个节点的连通分量		
		时段 1	时段 2	时段 3	时段 1	时段 2	时段 3
L_{RS}	沪市	0.339 8	0.427 5	0.538 5	0.202 6	0.216 7	0.220 5
	深市	0.409 4	0.253 0	0.192 2	0.247 7	0.171 1	0.111 1
	港市	0.068 8	0.040 0	0.076 9	0.029 0	0.021 9	0.059 2
L_{ES}	沪市	0.389 2	0.459 5	0.566 7	0.258 6	0.280 8	0.323 1
	深市	0.342 9	0.250 6	0.259 8	0.244 7	0.183 1	0.183 2
	港市	0.148 6	0.149 1	0.269 2	0.087 0	0.080 3	0.153 8

注: 连通分量数为实际连通分量数 / 最多能形成的连通分量数.

2.1.2 L_{RS} 和 L_{ES} 的网络特征

本文从节点影响强度和网络传输效率两个角度出发,分析不同时段 L_{RS} 和 L_{ES} 内沪深港股票市场之间的关联性.

为了评估不同时段下节点影响强度在不同层内的分布情况,表 3 和表 4 分别给出了不同时段节点影响强度排名靠前的股票所属市场详情以及不同层中节点影响强度的相关性.另外,图 4 给出了沪深港股票市场多层网络节点影响强度排名热力图.在图 4 中每个时段均给出了两组热力图,每组热力图均有三行:第一行和第二行分别表示同一股票在 L_{RS} 和 L_{ES} 中节点影响强度排名,第三行表示股票节点所属的市场.为了方便观察,第一组热力图中的节点依据

L_{RS} 中节点影响强度排名排序,第二组热力图中的节点依据 L_{ES} 中节点影响强度排名排序.

结果表明,从时段 1 到时段 3,排名靠前的股票中,沪股的数量减少,深股的数量增多,港股的数量增多,多层网络的度相关性呈现出先下降后上升的趋势.这说明,“沪港通”和“深港通”的开通对深港两市起到了一定的促进作用,但“沪港通”的开通对股票市场收益率层面和投资者情绪层面上的冲击强度存在显著差异,导致同一股票在不同层的影响强度排名差异增大.“深港通”的开通对股票市场收益率层面和投资者情绪层面上的冲击强度差异较小,使得同一股票在不同层的影响强度排名差异有所减小.

表 3 不同时段节点影响强度排名靠前的股票所属市场详情

Table 3 Details of stocks with stronger influence-strength in different periods

层	市场	排名前 10			排名前 50			排名前 100			排名前 200		
		时段 1	时段 2	时段 3	时段 1	时段 2	时段 3	时段 1	时段 2	时段 3	时段 1	时段 2	时段 3
L_{RS}	沪市	4	3	3	23	16	12	49	33	26	96	70	53
	深市	4	7	7	19	25	27	38	48	51	79	100	102
	港市	2	0	0	8	9	11	13	19	23	25	30	45
L_{ES}	沪市	4	2	1	22	18	9	51	33	24	90	60	58
	深市	5	7	8	24	28	36	38	56	56	82	104	100
	港市	1	1	1	4	4	5	11	11	20	28	36	42

表4 不同时段沪深港股票市场多层网络的度相关性

Table 4 The degree correlation coefficients of the multilayer network in different periods

时段	度相关性
时段1	0.658 6
时段2	0.550 8
时段3	0.606 4

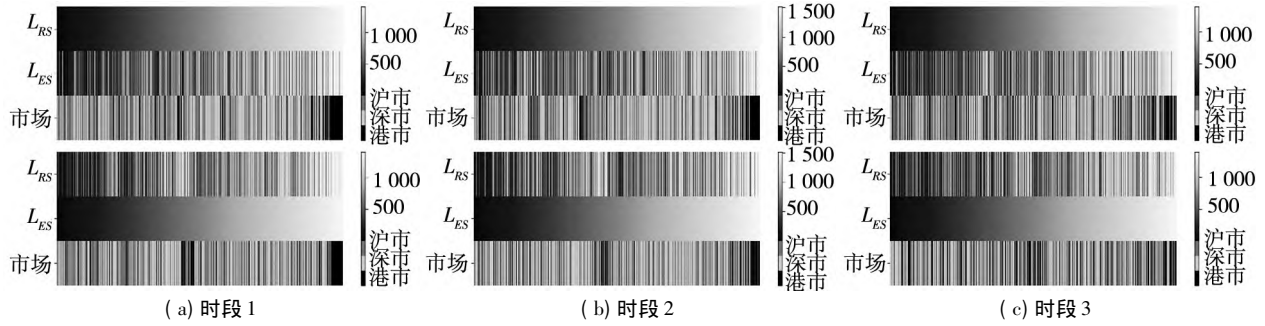


图4 不同时段 L_{RS} 和 L_{ES} 内节点影响强度排名热力图

Fig. 4 Heat maps for influence-strength of nodes in different periods

为了从网络性能和传输效率的角度分析不同时段沪深港股票市场之间的关联性,本文针对不同层,计算沪深港股票市场多层网络的平均最短路径,包括:沪深港三市整体的平均最短路径,沪市、深市、港市自身的平均最短路径,沪深之间、沪港之间、深港之间的平均最短路径,结果如表5所示。

以沪深港三市整体以及自身的 $ASPL$ 值作为参照,可以看到,沪深之间的 $ASPL$ 值在任意时段都与沪市和深市自身的 $ASPL$ 值较为接近,且小于沪深港三市整体的 $ASPL$ 值。而不同时段计算得出的沪(深)港之间的 $ASPL$ 值差异较大。在时段1, L_{RS} 和 L_{ES} 的网络整体结构较为紧密, L_{RS} 中沪(深)港之间的 $ASPL$ 值明显高于沪深港三市整

体的 $ASPL$ 值, L_{ES} 中深港之间的 $ASPL$ 值高于沪深港三市整体的 $ASPL$ 值。在时段2, L_{RS} 和 L_{ES} 的网络整体结构变得松散,两层中沪(深)港之间的 $ASPL$ 值相较于时段1都有所提升。在时段3, L_{RS} 和 L_{ES} 的网络整体结构变得紧密,但港市自身的 $ASPL$ 值明显增大,沪(深)港之间的 $ASPL$ 值相较于时段2都有所减小。

这些现象说明,“沪港通”开通前,沪深之间呈现出了较高的关联性,但沪港、深港之间的关联性不高。“沪港通”的开通没有明显增强港市与沪深两市之间的关联性,直至“深港通”开通,才使得港市自身的关联性减弱,与沪深两市之间的关联性增强。

表5 不同时段沪深港股票市场多层网络的平均最短路径

Table 5 The average shortest path length in multilayer network of Shanghai, Shenzhen and Hong Kong stock markets at different periods

平均最短路径		时段1	时段2	时段3
$ASPL^{[L_{RS}]}$	沪深港三市	7.865 0	10.250 4	8.530 9
	沪市	5.603 1	8.093 2	6.744 2
	深市	6.942 9	9.934 1	6.067 5
	港市	5.875 2	5.496 1	10.783 4
	沪深之间	6.440 3	9.268 0	6.511 6
	沪港之间	10.357 8	11.747 6	11.364 6
	深港之间	11.367 3	13.012 2	11.657 0
$ASPL^{[L_{ES}]}$	沪深港三市	7.259 1	7.501 3	6.772 5
	沪市	5.541 5	5.877 4	6.560 5
	深市	7.651 7	6.751 6	5.950 6
	港市	7.866 8	6.322 7	7.778 3
	沪深之间	6.737 5	6.648 4	6.325 7
	沪港之间	7.276 3	8.613 7	7.530 9
	深港之间	8.543 8	10.130 4	7.469 3

2.1.3 L_{RS} 和 L_{ES} 之间的交互关系

从股票收益率与投资者情绪之间的连通性角度出发,分析不同时段沪深港股票市场的层间关联性.图 5 给出了不同时段股票收益率与投资者情绪之间的交互关系箱线图,可以发现,大多数情况下交互关系在 ± 0.2 之间.进一步,考虑到不同时段不同市场的节点数不同,表 6 给出了不同阈值下标准化后的股票收益率与投资者情绪间交互关系的统计结果.特别地,由于 $\theta > 0.2$ 时,存在的交互关系较少,因此本文对比了 $\theta = 0.1$ 和 $\theta = 0.2$ 时不同时段交互关系的变化情况.

整体来看,从时段 1 到时段 3,股票收益率与投资者情绪间交互关系先增多后减少.分时段来看,沪(深)港两市之间的交互关系在不同的 θ 下表现不同.当 $\theta = 0.1$ 时,与时段 1 相比,时段 3 中沪(深)港两市之间交互关系有所增多.而当 $\theta = 0.2$ 时,与时段 1 相比,时段 3 中沪(深)股收益率与港股投资者情绪之间的交互关系有所增多,但港股收益率与沪(深)股投资者情绪之间的交互关系有所减少.此外,还可以看到,沪(深)股收益率与港股投资者情绪之间的交互关系多于港股收益率与沪(深)股投资者情绪之间的交互关系.

这些现象说明,“沪港通”开通后促进了沪深港股票市场收益率与投资者情绪之间的关联性,

尤其是增强了沪港、深港两市之间的收益率与投资者情绪之间的关联性.“深港通”开通后,沪(深)股收益率与港股投资者情绪之间的关联性明显增强,港股收益率与沪(深)股投资者情绪之间较弱的交互关系有所增多,而较强的交互关系有所减少.此外,不同市场之间收益率与投资者情绪间的交互关系并不对称,沪(深)市股票收益率与港市股票投资者情绪的关联性较高,但是港市股票收益率与沪(深)市股票投资者情绪的关联性却较低.

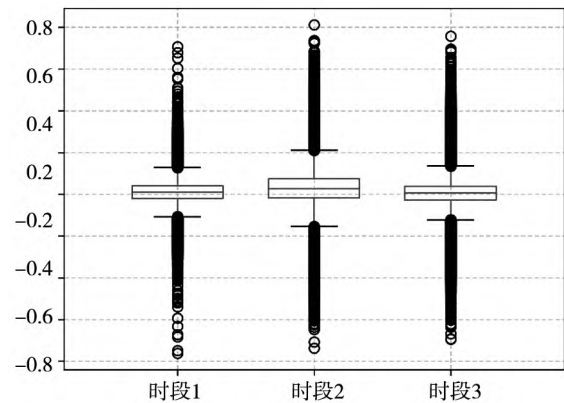


图 5 不同时段股票收益率与投资者情绪之间的交互关系箱线图

Fig. 5 Box plots for relations between stock returns and investor sentiments in different periods

表 6 不同阈值下不同时段股票收益率与投资者情绪之间的交互关系数

Table 6 The number of relations between stock returns and investor sentiments under different θ in different periods

收益率↔投资者情绪	$\theta = 0.1$			$\theta = 0.2$		
	时段 1	时段 2	时段 3	时段 1	时段 2	时段 3
沪深港股↔沪深港股	0.042 2	0.207 6	0.067 7	0.002 5	0.036 7	0.011 1
沪股↔沪股	0.047 8	0.152 7	0.048 3	0.002 4	0.020 9	0.005 7
深股↔深股	0.055 4	0.304 5	0.098 4	0.003 9	0.065 4	0.020 9
港股↔港股	0.037 1	0.117 4	0.042 2	0.000 6	0.002 0	0.000 2
沪股↔深股	0.034 7	0.164 0	0.046 2	0.002 3	0.027 7	0.006 2
深股↔沪股	0.060 1	0.257 6	0.096 5	0.003 4	0.043 9	0.018 5
沪股↔港股	0.023 9	0.137 0	0.043 7	0.001 4	0.015 4	0.005 4
港股↔沪股	0.021 5	0.041 6	0.033 6	0.000 8	0.001 2	0.000 0
深股↔港股	0.040 5	0.253 0	0.091 1	0.002 3	0.038 7	0.019 0
港股↔深股	0.018 0	0.046 2	0.035 5	0.000 7	0.001 7	0.000 0

注: 标准化后的交互系数为实际连边数/最大连边数.

此外,本研究还比较了股票节点的层内最强关联关系与层间最强交互关系的大小,结果如图 6 所示,其中,深灰色的散点表示沪市股票,浅灰色的散点表示深市股票,黑色的散点表示港市股票.每个时段均给出了两组散点图,第

一组对比节点 i 在 L_{RS} 中的关联关系 $\max\{\rho_{ij,r}\}$ 与交互关系 $\max\{\rho_{ij,re}\}$,第二组对比节点 i 在 L_{ES} 中的关联关系 $\max\{\rho_{ji,e}\}$ 与交互关系 $\max\{\rho_{ji,re}\}$.不难看出,大多数情况下,股票的层内最强关联关系强于层间最强交互关系.随着“沪深港通”

的开通,港市没有表现出明显的变化,但沪深两市的变化较为明显,其层内最强关联关系整体上先增大后减小,部分股票的层间最强交互关

系明显增大.这说明,面对“沪深港通”的开通,沪深两市的结构变化较大,港市的结构变化较小.

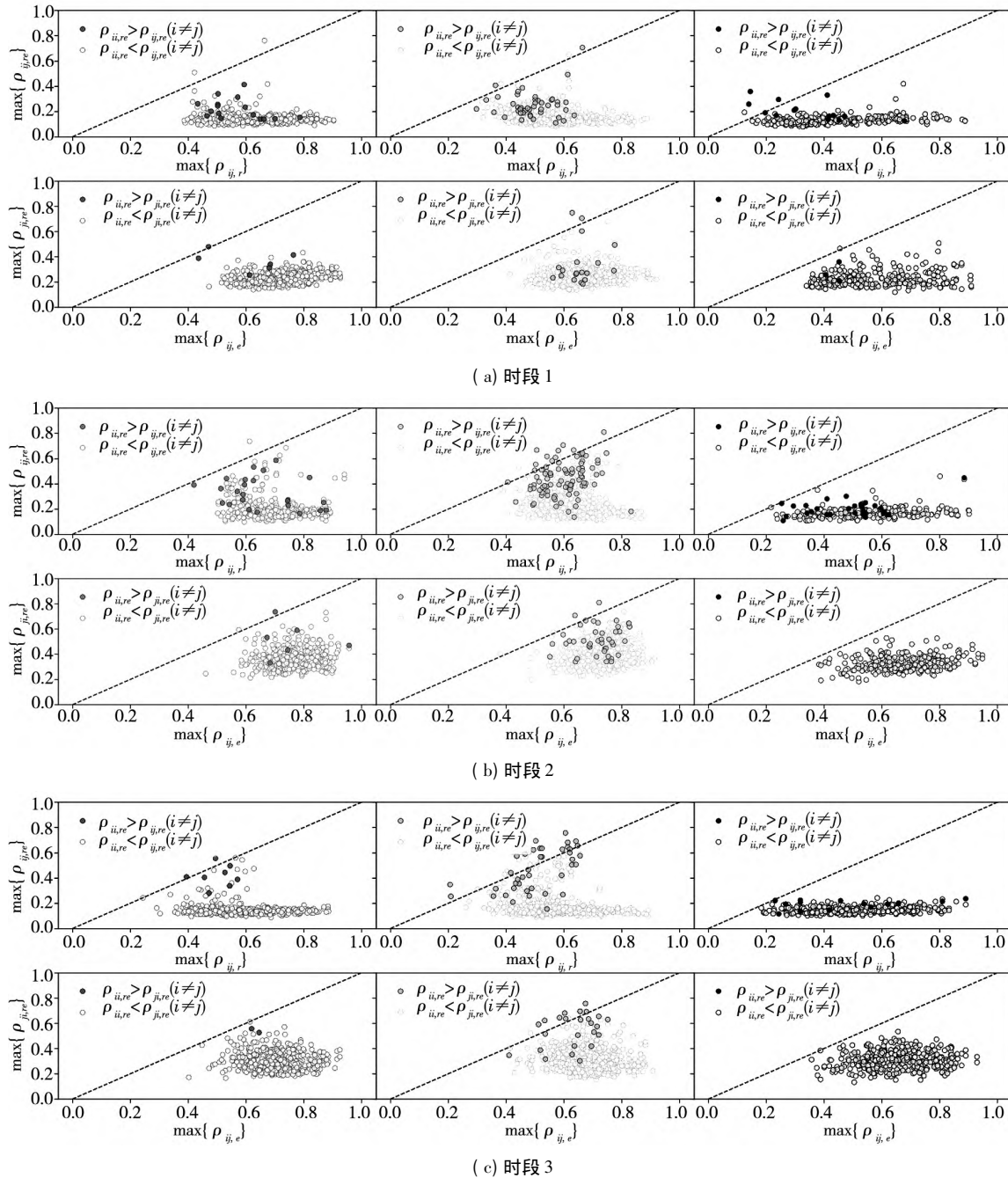


图6 不同时段股票节点层内关联性与层间交互关系对比

Fig. 6 The comparison of intra-layer relations and inter-layer relations in different periods

2.2 沪深港股票市场关联性的动态演化特征

为了探寻沪深港股票市场多层网络结构的动态演化特征,本文采用滑动窗口的方式构建动态多层网络.参考现有文献的做法,本文将窗口长度设置为250个交易日,步长设置为5个交易日.那

么,自2012年1月1日至2019年1月1日,共构建了341个关联网络,其中时段1包含139个关联网络,时段2包含100个关联网络,时段3包含102个关联网络.进一步,从 L_{RS} 和 L_{ES} 的网络特征、 L_{RS} 和 L_{ES} 的相关性以及 L_{RS} 和 L_{ES} 之间的交互

关系三个方面对沪深港股票市场关联性的动态演化特征进行分析.

2.2.1 L_{RS} 和 L_{ES} 的网络特征

这里主要从 L_{RS} 和 L_{ES} 内网络性能和传输效率动态演化的角度分析 L_{RS} 和 L_{ES} 的网络特征,图 7 给出了沪深港股票市场多层网络的平均最短路径随着时间变化的曲线. 可以看到,在大多数情况下, L_{RS} 的 $ASPL$ 值大于 L_{ES} 的 $ASPL$ 值,这说明,沪深港股票市场投资者情绪上的关联性一般要高于收益率上的关联性.

进一步,以沪深港三市整体的 $ASPL$ 值变化曲线作为参照,图 8 给出了沪深港三市自身以及两两之间的 $ASPL$ 值变化曲线. 从收益率层面来看,在时段

1 沪深之间的 $ASPL$ 值及变化趋势均与沪深两市自身的 $ASPL$ 值及变化趋势较为接近,但沪(深)港之间的 $ASPL$ 值及变化趋势与沪(深)港自身的 $ASPL$ 值及变化趋势差异较大. 在时段 2,沪市与港市自身的 $ASPL$ 值呈现出下降趋势,但沪(深)港之间的 $ASPL$ 值及变化趋势仍然与沪(深)港自身的 $ASPL$ 值及变化趋势差异较大. 在时段 3,港市自身的 $ASPL$ 值增大,沪(深)港之间的 $ASPL$ 值及变化趋势与港市自身的 $ASPL$ 值及变化趋势趋于一致. 从投资者情绪层面来看,在时段 1,沪深港三市自身以及两两之间的 $ASPL$ 值有较大差异,但变化趋势较为相似. 在时段 2 和时段 3 中,沪深港三市自身以及两两之间的 $ASPL$ 值及变动趋势趋于一致.

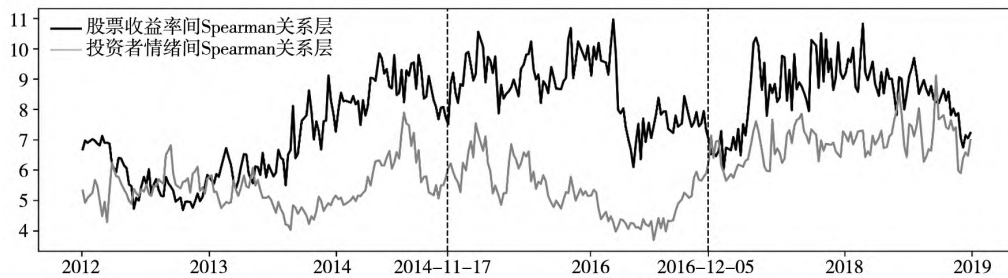
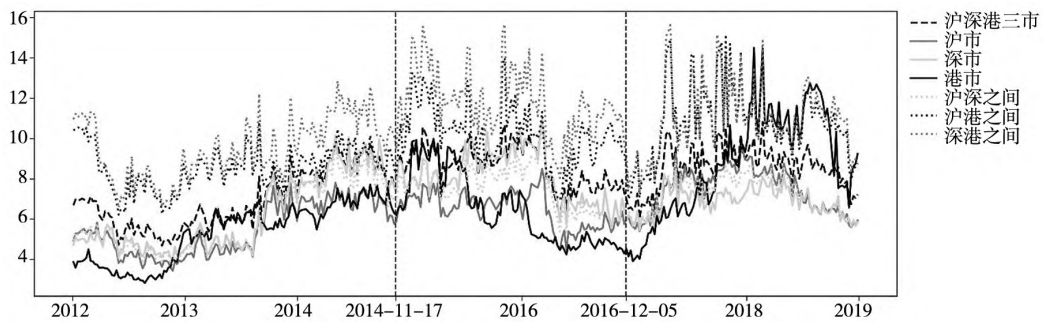
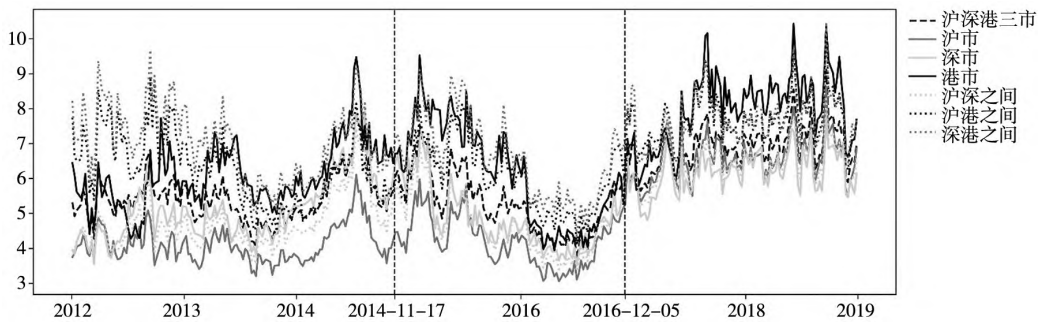


图 7 沪深港股票市场多层网络的平均最短路径

Fig. 7 The average shortest path length in multilayer network of Shanghai , Shenzhen and Hong Kong stock markets at different periods



(a) 股票收益率间 Spearman 关系层 (L_{RS})



(b) 股票投资者情绪间 Spearman 关系层 (L_{ES})

图 8 不同角度的沪深港股票市场多层网络平均最短路径

Fig. 8 The average shortest path length in multilayer network of Shanghai , Shenzhen and Hong Kong stock markets from different perspectives

这些现象说明,在“沪港通”开通前,港市与沪深两市的关联性不高。“沪港通”的开通促进了沪深港三市的联动,但没有明显增强港市与沪深两市之间的关联性。直至“深港通”开通,才使得港市与沪深两市之间的关联性显著增强。

2.2.2 L_{RS} 和 L_{ES} 的相关性

本文从节点影响强度和关系路径两个角度出发,分析沪深港股票市场多层网络不同层之间的相关性。

为了评估沪深港股票市场多层网络中,不同层内节点影响强度相关性的动态演化情况,图9给出了不同市场的度相关性随着时间变化的曲线,包括:沪深港三市、沪市、深市和港市的度相关性。度相关性越高,意味着在 L_{RS} 中的中心节点,在 L_{ES} 中也有较高可能居于重要地位。

总体来说,沪深港三市整体的度相关性在 0.399 5 到 0.564 2 之间,沪市的度相关性在 0.325 6 到 0.574 6 之间,深市的度相关性在 0.306 9 到 0.540 0 之间,港市的度相关性在 0.419 3 到 0.703 0 之间。港市的度相关性在大多数情况下要高于沪市和深市的度相关性,因此港股在 L_{RS} 和 L_{ES} 中的地位在多数情况下可能较为相符。

分时段来看,在时段1,沪深港三市自身的度相关性均没有明显的变化趋势。在时段2,沪深港三市自身的度相关性均在前期大幅下降,后期逐渐回升,港市的度相关性拐点要先于沪深两市的度相关性拐点。在时段3,深市和港市的度相关性均在前期小幅下降,后期趋于平稳,而沪市的度相关性则是在前期小幅上升,后期趋于平稳。

这些现象表明,“沪港通”的开通对同一股票

收益率层面和投资者情绪层面上的冲击强度不同,使得同一股票在收益率层面和投资者情绪层面上的表现出现了较大偏差,但随着时间的推移,这种差异有所减小。另外,不同市场面对“沪港通”开通冲击的表现也不同,港市受到冲击后的反应快且持续时间短,沪深两市受到冲击后的反应快且持续时间长。“深港通”开通后,沪深港三市均未出现较大反应,同一股票在收益率层面和投资者情绪层面上的表现出现小幅偏差后趋于稳定。

为了评估沪深港股票市场多层网络中,不同层内关系路径相似性的动态演化情况,图10给出了 L_{RS} 与 L_{ES} 的层相似性随着时间变化的曲线。层相似性越高,意味着 L_{RS} 和 L_{ES} 的互为代表程度越高。

可以看到, L_{RS} 与 L_{ES} 的相似度不高,沪深港三市整体的层相似性在 0.053 8 到 0.096 5 之间,沪市的层相似性一般高于深市和港市的层相似性。分时段来看,在时段2,港市的层相似性明显下降,沪市、深市以及沪港、深港两市的层相似性变动趋势较为一致,变动幅度略有不同。在时段3,沪市、深市、港市以及沪深、沪港、深港两市的层相似性均呈现出较为一致的上升趋势。

这些现象说明, L_{RS} 与 L_{ES} 互为代表的程度较低,沪深港股票之间收益率上的关联性与投资者情绪上的关联性差异较大。“沪港通”的开通对不同市场收益率层面和投资者情绪层面上的冲击强度不同,对港股的关系路径冲击较大。“深港通”的开通对不同市场的冲击差异较小,沪深港三市之间的关联性增强。

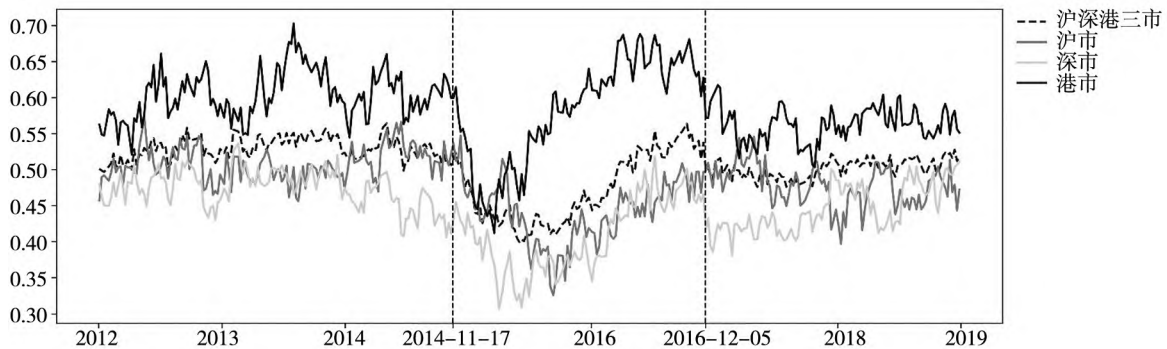


图9 沪深港股票市场多层网络的度相关性

Fig.9 The degree correlation coefficients in multilayer network of Shanghai, Shenzhen and Hong Kong stock markets

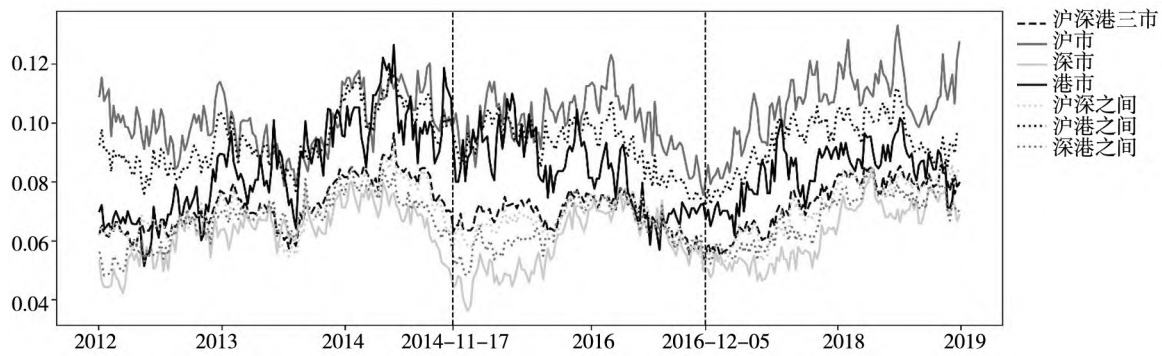


图 10 沪深港股票市场多层网络的层相似性

Fig. 10 The layer similarity in multilayer network of Shanghai, Shenzhen and Hong Kong stock markets

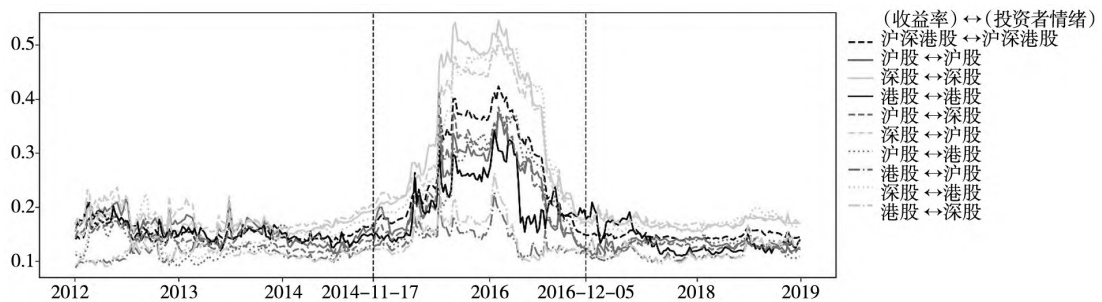
2.2.3 L_{RS} 和 L_{ES} 之间的交互关系

图 11 给出了不同阈值下股票收益率与投资者情绪间连通性的动态演化情况,进一步,表 7 给出了不同阈值下不同时段股票收益率与投资者情绪间交互关系的均值.特别地,考虑到不同市场的节点数不同,图和表中的数据均为标准化后的统计结果.

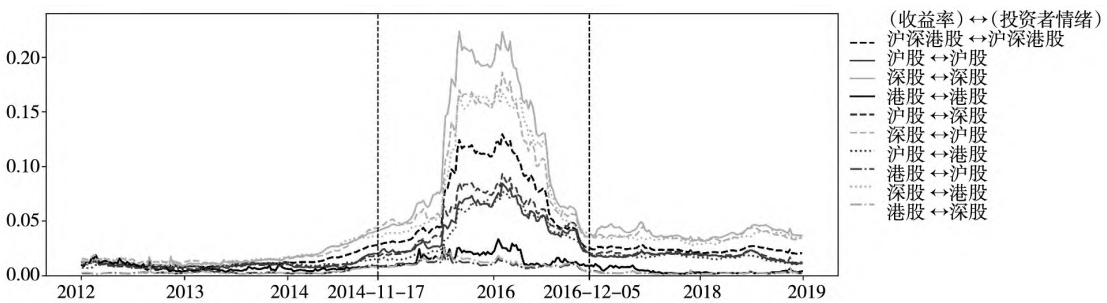
从图 11 和表 7 中可以看到,任意阈值下,沪市、深市内收益率与投资者情绪间的交互关系一般多于港市.分时段来看,交互关系在时段 2 有着明显的波动.进一步,以交互关系的总量(沪深港股↔沪深港股)为参照,对比发现,从时段 1 到时段 3,当 $\theta = 0.1$ 时,沪深两市之间收益率与投资者情绪间的交互关系有所减少,沪(深)港两市之间收益率与投资者情绪间的交互关系有所增多;

当 $\theta = 0.2$ 时,沪深两市之间收益率与投资者情绪间的交互关系有所增多,沪(深)股收益率与港股投资者情绪间的交互关系有所增多,但港股收益率与沪(深)股投资者情绪间的交互关系明显减少.

这些现象表明,“沪港通”的开通增强了沪港、深港两市之间收益率与投资者情绪间的关联性.“深港通”开通后,沪(深)股收益率与港股投资者情绪间的关联性明显增强,港股收益率与沪(深)股投资者情绪之间较弱的交互关系有所增多,而较强的交互关系有所减少.此外,市场之间收益率与投资者情绪间的交互关系存在不对称现象.



(a) $\theta = 0.1$



(b) $\theta = 0.2$

图 11 股票收益率与投资者情绪之间的交互数

Fig. 11 The number of relations between stock returns and investor sentiments

表7 不同时段股票收益率与投资者情绪之间交互系数的均值

Table 7 The average number of relations between stock returns and investor sentiments in different periods

收益率↔投资者情绪	$\theta = 0.1$			$\theta = 0.2$		
	时段1	时段2	时段3	时段1	时段2	时段3
沪深港股↔沪深港股	0.1508	0.2752	0.1470	0.0121	0.0706	0.0237
沪股↔沪股	0.1598	0.2347	0.1316	0.0099	0.0455	0.0180
深股↔深股	0.1615	0.3564	0.1704	0.0164	0.1187	0.0394
港股↔港股	0.1541	0.2147	0.1362	0.0072	0.0159	0.0040
沪股↔深股	0.1397	0.2402	0.1252	0.0090	0.0522	0.0190
深股↔沪股	0.1815	0.3351	0.1740	0.0172	0.0976	0.0363
沪股↔港股	0.1292	0.2303	0.1301	0.0094	0.0424	0.0167
港股↔沪股	0.1157	0.1415	0.1168	0.0031	0.0104	0.0023
深股↔港股	0.1509	0.3323	0.1686	0.0169	0.0957	0.0346
港股↔深股	0.1127	0.1487	0.1171	0.0029	0.0118	0.0023

3 结束语

本文同时考虑股票收益率间的相关性、股票投资者情绪间的相关性以及股票收益率与投资者情绪之间的相关性,构建了沪深港股票市场多层网络模型。进一步,根据“沪港通”开通和“深港通”开通两个时间点来划分研究时段,以分析沪深港股票市场的关联性演化特征。结果表明,“沪港通”和“深港通”开通前后,沪深港股票市场多层网络拓扑结构有着明显的变化。具体来说,“沪港通”开通后,沪深港股票市场收益率间的关联性以及投资者情绪间的关联性没有显著增强,但不同市场间收益率与投资者情绪的关联性显著增强,并且同一股票在收益率层面上和投资者情绪层面上的表现出现了较大差异。而“深港通”的开通使得沪深港股票市场收益率间、投资者情绪间以及收益率与投资者情绪间的关联性均显著增强,并且同一股票在收益率层面上和投资者情绪层面上的表现差异也有所减小。此外,不同市场之间收益率与投资者情绪间的交互关系并不对称,沪深两市股票收益率与港市股票投资者情绪的关联性较高,而港市股票收益率与沪深两市股票投资者情绪的关联性却较低。

本文对维持沪深港股票市场的稳定具有一定的启示。首先,研究结果表明,自“深港通”开通后,沪深港股票市场收益率间、投资者情绪间以及收益率与投资者情绪间的关联性均显著增强,沪深港股票市场已逐步形成“共同市场”模式。因此,对沪深港股票市场的监管,需从整体出发,同时关注三个市场的价格和投资者情绪,以便及时发现潜在的市场风险。其次,考虑到在沪深港股票市场多层网络中,层的互为代表程度不高,但节点影响强度的关联性较强。因此,金融监管部门在进行风险管控的过程中,针对股票收益率层面与投资者情绪层面上的风险传导,需要考虑不同的传播路径,从而尽早控制风险的传染。最后,考虑到不同市场之间收益率与投资者情绪间的交互关系并不对称,金融监管部门在股票价格方面应重点关注深市,在投资者情绪方面应重点关注港市,以维持沪深港股票市场稳定。

本研究还存在一定的局限性。一方面,采用基于绝对相关系数的滑动窗口法构建动态多层网络,而这种方法的窗口参数是人为设置的,容易导致相关性估计不稳健;另一方面,仅考虑了股票之间的 Spearman 相关性,并未将股票之间可能存在的其它关系纳入到多层网络的构建中。这些问题有待进一步深入研究。

参 考 文 献:

- [1] 连立帅, 朱 松, 陈关亭. 资本市场开放、非财务信息定价与企业投资——基于沪深港通交易制度的经验证据[J]. 管理世界, 2019, 35(8): 136-154.
Lian Lishuai, Zhu Song, Chen Guanting. The opening of capital market, non-financial information valuation and firm investment: Evidence from Shanghai & Shenzhen-Hong Kong connect [J]. Management World, 2019, 35(8): 136-154. (in Chinese)
- [2] 郭文伟, 陈妍玲. 沪、深、港股市相依状态转换及其危机传染效应研究[J]. 管理评论, 2017, 29(12): 3-16.
Guo Wenwei, Chen Yanling. An empirical research on the conversion of dependency state and crisis contagion among Shanghai, Shenzhen and Hong Kong stock markets [J]. Management Review, 2017, 29(12): 3-16. (in Chinese)
- [3] 方 艳, 贺学会, 刘 凌, 等. “沪港通”实现了我国资本市场国际化的初衷吗? ——基于多重结构断点和 t-Copula-aDCC-GARCH 模型的实证分析[J]. 国际金融研究, 2016, (11): 76-86.
Fang Yan, He Xuehui, Liu Ling, et al. Does Shanghai-Hong Kong stock connect program really realize the original intention of Chinese capital market internationalization?: Based on multi-structure breaks and t-copula-adcc-garch model [J]. Studies of International Finance, 2016, (11): 76-86. (in Chinese)
- [4] Ma R, Deng C, Cai H, et al. Does Shanghai-Hong Kong Stock Connect drive market comovement between Shanghai and Hong Kong: A new evidence [J]. North American Journal of Economics and Finance, 2019, (50): 1-16.
- [5] 姚尧之, 刘志峰. 基于 DCC-MIDAS 模型的沪深港股市动态相关性研究[J]. 系统科学与数学, 2017, 37(8): 1780-1789.
Yao Yaozhi, Liu Zhifeng. Dynamic correlations among Shanghai, Shenzhen and Hong Kong stock markets: Based on DCC-MIDAS model [J]. Journal of Systems Science and Mathematical Sciences, 2017, 37(8): 1780-1789. (in Chinese)
- [6] 林祥友, 胡 双, 彭滢茹, 等. 沪港通对沪深港股市竞争关系的影响研究[J]. 软科学, 2017, 31(5): 140-144.
Lin Xiangyou, Hu Shuang, Peng Yanru, et al. Study on the effect of the Shanghai-Hong Kong stock connect program on the competitive relationship between Shanghai and Shenzhen and Hong Kong stock markets [J]. Soft Science, 2017, 31(5): 140-144. (in Chinese)
- [7] 秦国骏, 刘传江. 沪深港通对 AH 股市场收敛的影响: 扭曲作用还是矫正作用? ——基于交叉上市公司股票的实证分析[J]. 南京社会科学, 2018, (11): 25-32.
Qin Guojun, Liu Chuanjiang. The impact of Shanghai-Hong Kong and Shenzhen-Hong Kong stock connect on AH stock market convergence: Distortion or correction? [J]. Nanjing Journal of Social Sciences, 2018, (11): 25-32. (in Chinese)
- [8] 文凤华, 杨 鑫, 龚 旭, 等. 金融危机背景下中美投资者情绪的传染性分析[J]. 系统工程理论与实践, 2015, 35(6): 623-629.
Wen Fenghua, Yang Xin, Gong Xu, et al. The research on investor sentiment contagion between China and U. S. based on the background of financial crisis [J]. Systems Engineering: Theory & Practice, 2015, 35(6): 623-629. (in Chinese)
- [9] 巴曙松, 朱 虹. 融资融券、投资者情绪与市场波动[J]. 国际金融研究, 2016, (8): 82-96.
Ba Shusong, Zhu Hong. Margin trading, short selling, investor sentiment and stock market volatility [J]. Studies of International Finance, 2016, (8): 82-96. (in Chinese)
- [10] 高 雅, 熊 熊, 冯 绪, 等. 投资者情绪与金融市场[J]. 天津大学学报(社会科学版), 2018, 20(6): 481-494.
Gao Ya, Xiong Xiong, Feng Xu, et al. Investor sentiment and financial markets [J]. Journal of Tianjin University (Social Sciences), 2018, 20(6): 481-494. (in Chinese)
- [11] Hudson Y, Yan M L, Zhang D L. Herd behaviour & investor sentiment: Evidence from UK mutual funds [J]. International Review of Financial Analysis, 2020, (71): 101494.
- [12] 姚加权, 冯 绪, 王赞钧, 等. 语调、情绪及市场影响: 基于金融情绪词典[J]. 管理科学学报, 2021, 24(5): 26-

- 46.
- Yao Jiaquan, Feng Xu, Wang ZanJun, et al. Tone, sentiment and market impacts: The construction of Chinese sentiment dictionary in finance [J]. *Journal of Management Sciences in China*, 2021, 24(5): 26–46. (in Chinese)
- [13] 陈张杭健, 吴粤, 李世炳, 等. 股吧个体信息交互对股价联动关系的影响研究 [J]. *管理科学学报*, 2021, 24(5): 47–69.
- Chen Zhanghangjian, Wu Yue, Li shibing, et al. Impact of interaction of individual stock bar information on stock price co-movement [J]. *Journal of Management Sciences in China*, 2021, 24(5): 47–69. (in Chinese)
- [14] Valle-Cruz D, Fernandez-Cortez V, López-Chau A, et al. Does Twitter affect stock market decisions? Financial sentiment analysis during pandemics: A comparative study of the H1N1 and the COVID-19 periods [J]. *Cognitive Computation*, 2022, (14): 372–387.
- [15] Sun Y, Wu M, Zeng X, et al. The impact of COVID-19 on the Chinese stock market: Sentimental or substantial? [J]. *Finance Research Letters*, 2020, (38): 101838.
- [16] Liu Z F, Huynh T L D, Dai P F. The impact of COVID-19 on the stock market crash risk in China [J]. *Research in International Business and Finance*, 2021, (57): 101419.
- [17] Addoum J M, Kumar A. Political sentiment and predictable returns [J]. *The Review of Financial Studies*, 2016, 29(12): 3471–3518.
- [18] 杨晓兰, 王伟超, 高媚. 股市政策对股票市场的影响——基于投资者社会互动的视角 [J]. *管理科学学报*, 2020, 23(1): 15–32.
- Yang Xiaolan, Wang Weichao, Gao Mei. The impact of stock market policies on stock market: From the perspective of investor social interaction [J]. *Journal of Management Sciences in China*, 2020, 23(1): 15–32. (in Chinese)
- [19] 于博, 吴菡虹. 政策冲击、注意力分配与投资者情绪——基于“沪港通”与“深港通”政策的分析 [J]. *当代财经*, 2020, (1): 136–148.
- Yu Bo, Wu Hanhong. Policy shocks, attention distribution and investor sentiment: An analysis based on “Shanghai-Hong Kong Stock Connect” and “Shenzhen-Hong Kong Stock Connect” policies [J]. *Contemporary Finance & Economics*, 2020, (1): 136–148. (in Chinese)
- [20] 王克达, 庞晓波, 王姗姗. 金融危机对全球股票市场的传染研究: 基于复杂网络分析方法 [J]. *世界经济研究*, 2018, (4): 28–39, 135.
- Wang Keda, Pang Xiaobo, Wang Shanshan. The contagion of financial crisis to global stock market based on complex network approach [J]. *World Economy Studies*, 2018, (4): 28–39, 135. (in Chinese)
- [21] Corsi F, Lillo F, Pirino D, et al. Measuring the propagation of financial distress with Granger-causality tail risk networks [J]. *Journal of Financial Stability*, 2018, (38): 18–36.
- [22] 马亚明, 胡春阳. 金融强监管与非银行金融机构极端风险的演化 [J]. *管理科学学报*, 2021, 24(2): 75–98.
- Ma Yaming, Hu Chunyang. Strong financial supervision and evolution of extreme risk of non-bank financial institutions [J]. *Journal of Management Sciences in China*, 2021, 24(2): 75–98. (in Chinese)
- [23] Li Y, Zhuang X, 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.
- [24] Long W, Guo Y, Wang Y. Information spillover features in global financial markets: A systematic analysis [J]. *Research in International Business and Finance*, 2021, 57(80): 101395.
- [25] 周开国, 季苏楠, 杨海生. 系统性金融风险跨市场传染机制研究——基于金融协调监管视角 [J]. *管理科学学报*, 2021, 24(7): 1–20.
- Zhou Kaiguo, Ji Sunan, Yang Haisheng. Cross-market contagion mechanism of systemic risk from the perspective of coordinated supervision [J]. *Journal of Management Sciences in China*, 2021, 24(7): 1–20. (in Chinese)
- [26] 李岸, 粟亚亚, 乔海曙. 中国股票市场国际联动性研究——基于网络分析方法 [J]. *数量经济技术经济研究*,

- 2016, 33(8): 113 – 127.
- Li An, Su Yaya, Qiao Haishu. Co-movement between Chinese and global stock market: A network approach [J]. *The Journal of Quantitative & Technical Economics*, 2016, 33(8): 113 – 127. (in Chinese)
- [27] Ji Q, Bouri E, Roubaud D. Dynamic network of implied volatility transmission among US equities, strategic commodities, and BRICS equities [J]. *International Review of Financial Analysis*, 2018, (57): 1 – 12.
- [28] 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)
- [29] 谢 赤, 胡雪晶, 王纲金. 金融危机 10 年来中国股市动态演化与市场稳健研究——一个基于复杂网络视角的实证 [J]. *中国管理科学*, 2020, 28(6): 1 – 12.
- Xie Chi, Hu Xuejing, Wang Gangjin. Dynamic evolution and market robustness of Chinese stock market in the past 10 years of the financial crisis: An empirical research based on complex network perspective [J]. *Chinese Journal of Management Science*, 2020, 28(6): 1 – 12. (in Chinese)
- [30] 李延双, 庄新田, 张伟平. 股指极端波动下中国股市复杂网络结构及中心性分析 [J]. *运筹与管理*, 2020, 29(7): 131 – 143.
- Li Yanshuang, Zhuang Xintian, Zhang Weiping. Complex network structure and centrality of China's stock market under the extreme fluctuation of stock index [J]. *Operations Research and Management Science*, 2020, 29(7): 131 – 143. (in Chinese)
- [31] Huang C, Zhao X, Su R, et al. Dynamic network topology and market performance: A case of the Chinese stock market [J]. *International Journal of Finance and Economics*, 2020, Doi: <https://doi.org/10.1002/ijfe.2253>.
- [32] 刘 超, 郭亚东. 金融风险在股票市场的传染效应及联动行为分析 [J]. *运筹与管理*, 2020, 29(10): 198 – 211.
- Liu Chao, Guo Yadong. An empirical study on contagion effect and co-movement behavior of financial crisis in stock markets [J]. *Operations Research and Management Science*, 2020, 29(10): 198 – 211. (in Chinese)
- [33] Li P, Dong Z. Time-varying network analysis of fluctuations between crude oil and Chinese and U. S. gold prices in different periods [J]. *Resources Policy*, 2020, (68): 101749.
- [34] Aldasoro I, Alves I. Multiplex interbank networks and systemic importance: An application to European data [J]. *Journal of Financial Stability*, 2018, (35): 17 – 37.
- [35] Li S, Liu Y, Wu C. Systemic risk in bank-firm multiplex networks [J]. *Finance Research Letters*, 2020, (33): 101232.
- [36] 马钱挺, 杨文珂, 何建敏. 基于多层网络的银企系统性风险研究 [J]. *中国管理科学*, 2021, 29(12): 1 – 14.
- Ma Qianting, Yang Wenke, He Jianmin. Investigating bank-firm systemic risk within a multilayer network [J]. *Chinese Journal of Management Science*, 2021, 29(12): 1 – 14. (in Chinese)
- [37] 李守伟, 文世航, 王 磊, 等. 多层网络视角下金融机构关联性的演化特征研究 [J]. *中国管理科学*, 2020, 28(12): 35 – 43.
- Li Shouwei, Wen Shihang, Wang Lei, et al. Evolution characteristics of financial institutions' interrelationships from the perspective of multilayer network [J]. *Chinese Journal of Management Science*, 2020, 28(12): 35 – 43. (in Chinese)
- [38] 向 诚, 陆 静. 基于技术分析指标的投资者情绪指数有效性研究 [J]. *管理科学*, 2018, 31(1): 129 – 148.
- Xiang Cheng, Lu Jing. Validation of investor sentiment index based on technical analysis indicators [J]. *Journal of Management Science*, 2018, 31(1): 129 – 148. (in Chinese)
- [39] Chen W, Qu S, Jiang M, et al. The construction of multilayer stock network model [J]. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 2021, (565): 125608.
- [40] Chen W, Jiang M, Jiang C, et al. Critical node detection problem for complex network in undirected weighted networks

- [J]. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 2020, (538): 122862.
- [41] Wang G J, Chen Y Y, Si H B, et al. Multilayer information spillover networks analysis of China's financial institutions based on variance decompositions [J]. *International Review of Economics & Finance*, 2021, (73): 325–347.
- [42] 陈暮紫, 张小溪, 段海峰. 跨境银行业资金关联网络动态演化和传染分析 [J]. *国际金融研究*, 2020, (5): 56–65.
- Chen Muzi, Zhang Xiaoxi, Duan Haifeng. Dynamic evolution and contagion analysis of related network for cross-border banking funds [J]. *Studies of International Finance*, 2020, (5): 56–65. (in Chinese)

Evolution of Shanghai, Shenzhen and Hong Kong stock markets' interrelationships from the perspective of multilayer network

CHEN Wei¹, JIANG Man-ru¹, ZHANG Wei-guo²

1. School of Management and Engineering, Capital University of Economics and Business, Beijing 100070, China;
2. College of Management, Shenzhen University, Shenzhen 518060, China

Abstract: With the implementation of Shanghai-Hong Kong Stock Connect and Shenzhen-Hong Kong Stock Connect programs, Shanghai, Shenzhen and Hong Kong stock markets have become increasingly interrelated with one another. Therefore, a better understanding of the evolution of Shanghai, Shenzhen and Hong Kong stock markets' interrelationships is of great value for maintaining the stability of these stock markets. A multilayer network, which considers both the correlation between stock returns and that between investor sentiments, of Shanghai, Shenzhen and Hong Kong stock markets is constructed to analyze the evolution of these stock markets' interrelationships. The experimental results show that, after the implementation of Shanghai-Hong Kong Stock Connect program, only the correlation between stock returns and investor sentiments in different stock markets is significantly enhanced. However, after the implementation of Shenzhen-Hong Kong Stock Connect program, the interrelationships among Shanghai, Shenzhen and Hong Kong stock markets are improved significantly. Additionally, the correlation between stock returns and investor sentiments in different markets is not symmetrical. Specifically, the correlation between stock returns in Shanghai, Shenzhen stock markets and investor sentiments in Hong Kong stock market is high, while the correlation between stock returns in Hong Kong stock market and investor sentiments in Shanghai, Shenzhen stock markets is low.

Key words: Shanghai-Hong Kong Stock Connect; Shenzhen-Hong Kong Stock Connect; multilayer network; investor sentiment; interrelationship