

沪港通交易制度能提升中国股票市场稳定性吗?^①

——基于复杂网络的视角

刘海飞, 柏巍, 李冬昕*, 许金涛

(南京大学工程管理学院, 南京 210093)

摘要: 沪港通交易制度的顺利开通, 拓宽了两地投资者的投资渠道, 推动了我国境内资本市场与国际资本市场接轨, 对中国 A 股市场稳定性有重要影响. 本文以复杂网络理论为基础, 基于最小生成树算法构建了沪股通市场、港股通市场和沪港通市场关联网络, 仿真模拟研究不同市场网络在沪港通试点和正式开通前后四个阶段的抗攻击情况, 进而探究我国股票市场的稳定性. 研究表明: 随着政策的不断发展, 沪股通和港股通市场网络在保持局部聚集性的同时不断融合; 沪股通市场网络具有较强的聚集性, 而港股通市场网络相对分散; 面对随意攻击不同市场均可保持较好的鲁棒性, 而面对恶意攻击则呈现一定的脆弱性; 沪港通政策正式开通后, 两市网络的不断融合提高了股票市场的稳定性. 研究结论为我国股票市场稳定性研究提供了新的思路, 同时也为监管者制定监管政策和上市公司维护股价稳定提供了新的启示.

关键词: 沪港通交易制度; 复杂网络; 股票市场; 稳定性

中图分类号: F830.0 **文献标识码:** A **文章编号:** 1007-9807(2018)01-0097-14

0 引言

“沪港通”是指上交所和港交所允许投资者通过当地证券公司(或经纪商)买卖规定范围内对方交易所上市股票的交易机制. 2014年4月10日, 中国证监会正式批复开通沪港股票交易互联互通机制试点; 2014年11月17日, 沪港通项目正式开始运行, 引发国内 A 股市场的投资热潮. 沪港通制度的顺利开通, 有利于提升我国资本市场综合实力, 拓宽两地投资者的投资渠道, 推动我国境内资本市场与国际资本市场接轨.

在金融市场中, 基于新古典金融学的金融约束说、信息成本说、内幕交易说等和行为金融学的非理性因素等理论分析, 股票市场存在联动效应^[1,2], 即具有某种特性的股票常伴随着同涨同跌的现象, 特别是在极端市场行情下表现更为明

显. 在不同行情下, 事件驱动带来市场股票间联动效应强弱变化表达了市场的稳定性. 金融市场作为复杂系统^[3], 个体投资者、机构投资者、上市公司以及交易制度具有自组织特性, 投资者、投资银行与金融分析师、投资基金、上市公司等之间的相互关系, 形成了金融市场标的金融网络拓扑结构. 复杂网络的动态演化机制可以有效刻画金融市场各标的间的复杂性, 展现金融市场各标的间的相互作用, 从全局视角考察金融市场的稳定性. 同时, 网络在信息传递和风险传染等方面也起到了重要作用. 随着我国金融改革的不断深入, 市场结构的不断调整, 准确判断我国金融市场的发展趋势对监管者、上市公司和投资者都具有重要的理论和现实意义.

本文从复杂网络的视角, 以沪港通宣布启动日和开通日等为时间节点划分不同阶段, 研究沪

① 收稿日期: 2016-03-27; 修订日期: 2017-10-29.

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(71771116; 71671087; 71203144; 71501131); 江苏省自然科学基金资助项目(BK20161398); 江苏省金融工程重点实验室项目(NSK2015-09); 中央高校基本科研业务费专项资金资助项目(011814380027).

通讯作者: 李冬昕(1982—), 男, 江苏淮安人, 助理教授, 博士, Email: leedongxin@nju.edu.cn

港通交易制度对我国股票市场稳定性的影响. 相比于现有文献, 本文的贡献在于通过仿真模拟方法研究沪港通金融网络的动态演化机制, 在复杂网络理论背景下探究我国金融市场的稳定性, 展开理论与实证相结合的分析. 有助于全面揭示中国金融市场的变化, 为监管者更好地制定监管政策提供理论依据, 为上市公司维护股价稳定提供新的启示. 同时为投资者进行科学的投资决策提供指导性的建议.

1 文献回顾与综述

随着中国金融市场股权分置改革、做空机制和再融资等制度的不断完善, 金融市场稳定性研究更是成为近几年金融领域学者们关注和研究的热点, 其相关研究的立论基础是市场有效性理论^[4], 将上市公司视作金融市场中相互影响的组成部分, 并结合政策变化来考察市场稳定性的动态演化过程. 传统研究中基本假设研究对象是相互独立的个体, 每个个体包含若干属性^[5], 而金融市场中各主体间存在相互作用, 无法通过研究个体形成对金融市场整体特性的分析. 因此, 金融领域学者们开始引入复杂网络相关理论, 通过网络拓扑结构对金融市场结构进行刻画. 复杂网络在一定范围内以个体为节点, 刻画个体与个体间的连接关系^[6]. 1967年以来, 六度分离理论^[7]、小世界网络模型^[8]、无标度网络模型^[9]等的相继提出, 使得复杂网络理论的研究进入了全新的时代. 现有文献中, 复杂网络在金融领域的相关研究重点在于风险传染和稳定性等方面^[10].

在金融系统性风险传染方面, 以往学者们的研究历经了线性模型到非线性模型的转变. 其中线性模型如 VAR 方法、协整与误差修正模型 (ECM) 和线性 Granger 因果检验方法等^[11-13]; 非线性模型如 Granger 检验方法等^[14-17]. 但这些研究无法清晰地描述股票市场间的风险传染路径及其明确的影响程度. 有的学者借鉴复杂网络的方法来研究金融市场的风险传染. 例如与其他国家相比, 中国银行间的网络呈现出显著的无标度特征^[18]; 同时最小生成树的唯一性可以全面而直观展示系统性风险的传染机制^[19]. Haldane 等^[20]认

为网络具有临界点特征, 连通度在一定范围内为网络中的金融机构提供相互保险机制, 超过该范围则会加大风险传播和金融系统的脆弱性. Gai 和 Kapadia^[21]建立了金融网络的传染模型, 利用网络传播的分析技术来评价金融系统的脆弱性, 发现金融系统具有强大而脆弱的性质. Cont 等^[22]、Moussa 等^[23]揭示巴西金融系统具有复杂网络结构的特征, 不同金融机构间的连通度和暴露规模具有很强的异质性, 可直接用无标度加权网络 (厚尾度和加权分布) 来刻画, 并利用传染指数来分析违约传染的可能性以及资产负债规模和网络结构对系统风险的影响. 鲍勤和孙艳霞^[24]构建了银行间市场网络研究银行破产引发金融风险传染情况, 发现层级网络可更好地度量金融风险传染, 且银行间资产和负债占比提高会扩大金融风险传染. 隋聪等^[25]基于无标度网络方法研究发现银行间网络集中度越高由于系统性风险传染而倒闭的银行越多. 此外, 很多研究对银行网络的风险传染分别进行了研究^[26-28]. 当然, 复杂网络理论在金融风险传染分析中的应用才刚开始^[29], 仍需进一步深入研究.

在金融系统稳定性方面, 研究者引入复杂网络理论应用到金融市场中进行探索^[30-31]. Yan 等^[32]利用赢家通吃的原则研究了金融危机期间 S&P500 市场的稳定性, 发现市场会改变它的组成, 从而形成集中式的拓扑结构以适应危机. Mantegna^[33]利用美国股票的价格波动去构建分层网络并复制了市场的拓扑性质, 目的想在抓住市场重要信息的前提下尽可能降低金融市场的复杂度. 李耀华和姚洪兴^[34]基于最小生成树算法采用平均最短路径, 研究了 42 个国家股市的稳定性. Huang 等^[35]利用金融分类方法分析了中国股市的稳定性, 认为这样的市场有利于组合投资和风险管理. 卞曰塘等^[36]构建了股市投资网络, 发现在随机攻击策略下的稳定性较高, 蓄意攻击策略下的稳定性较低. 黄玮强等^[37]采用全局效率和分形维数研究了金融危机前后三个时期沪市网络的稳定性, 发现了重要金融机构对市场的重要性; 等等. 这些研究均发现股市应对随意攻击具有鲁棒性, 而应对恶意攻击存在脆弱性.

综上, 国内外相关研究^[38-41]表明金融市场可视作无标度网络, 具有局部聚集性, 即大多数节点

低关联性而少数节点高关联性;具有小世界鲁棒性,金融危机围绕着重要金融机构(SIFs)扩散^[42]。沪港通交易制度作为重要的金融改革,对我国金融市场的影响必将将是深远的。因此,有必要从复杂网络的视角结合仿真模拟的方法来综合分析金融市场的稳定性。本文以沪港通事件为切入点,构建沪市和港市的不同金融市场网络并探讨不同阶段下市场网络的动态研究情况,给出中国金融市场稳定性分析的另类视角,这也是本文的贡献所在。

2 模型构建

2.1 构建沪港通关联网络

复杂网络由节点及有权重的边构成。用节点表示股票,用节点之间的边表示股票之间的关联性,可以得到股票市场全网络。假设第 i ($i = 1, 2, \dots, N$) 只股票的前复权收盘价为 $P_i(t)$, 则其对数收益率为 $r_i(t) = \ln(P_i(t)) - \ln(P_i(t-1))$ ($t = 1, 2, \dots, T$)。因此,对于任意两只股票 i 和 j , 两者间的相关性可定义为

$$c_{ij} = \frac{E(r_i r_j) - E(r_i) E(r_j)}{\sqrt{E(r_i^2) - (E(r_i))^2} \sqrt{E(r_j^2) - (E(r_j))^2}}$$

其中 $E(x)$ 表示 x 在 T 期内的均值;相关性的范围 $c_{ij} \in [-1, 1]$ 。依据 i 和 j 的任意性可构建股票市场的相关性矩阵 C , 其为对角线为 1 的对称矩阵。由于相关系数集合不满足度量空间的条件,为便于进一步研究股票间的内在性质,需要将相关系数 ρ_{ij} 转化为对应的度量距离 d_{ij} ^[43], 即

$$d_{ij} = \sqrt{2(1 - c_{ij})}$$

式中 $d_{ij} \in [0, 2]$, 随着股票 i 与 j 间的相关性越高, ρ_{ij} 越大, 相应的 d_{ij} 越小。此时 d_{ij} 集合已满足度量空间的基本条件。此时, 相关系数矩阵 C 可转化为股票市场距离矩阵 D , D 为对角线为 0 的对称阵。基于股市市场距离矩阵 D , 便可构建股票市场全网络。

因部分股票间相关性较低,使得全网络中存在距离较远的冗余边,因此常运用最小生成树(minimum spanning tree, MST)算法进行过滤,形成股票市场关联网络,实现以最小的结构在最大程

度上表达股票市场网络的有效信息。常见的最小生成树算法主要包含克鲁斯卡尔(MST-Kruskal)算法和普里姆(MST-Prim)算法。本文以 MST-Kruskal 算法来构造股票市场的关联网络,步骤如下:

设 $E(G)$ 为网络空间, e_i 是其中连接节点的边, $w(e_i)$ 是连接边上的权重;

步骤 1 选取 $e_1 \in E(G)$, 使得 $w(e_1^*) = \min w(e_i)$;

步骤 2 若 e_1, e_2, \dots, e_i 已选好, 则从 $E(G) - \{e_1, e_2, \dots, e_i\}$ 中选取 e_{i+1} , 使得

① $G[\{e_1, e_2, \dots, e_i, e_{i+1}\}]$ 中无圈;

② $w(e_{i+1}) = \min$;

步骤 3 直到选得 e_{V-1} 为止。

按照组织间关系的层次,对关联网络的分析可以从整体结构特征和个体结构特征展开。整体结构特征量包括网络密度、网络中心性、集中度(集聚系数)、平均最短路径、节点度分布、派系或群落等;个体结构特征量主要有节点度数和中介性等。其中,网络密度是指网络中的实际边数与最大可能边数的比值,取值范围为 $[0, 1]$, 用于衡量网络中各节点间连接的紧密程度,由于关联网络的节点数为 N , 边数为 $N-1$, 最大可能边数为 $N(N-1)/2$, 所以股票市场关联网络的密度为 $2/N$ 。网络中心性表示的是整个网络的集中或聚集程度,即整个网络围绕一个或一组点来组织运行的程度。

2.2 沪港通关联网络的稳定性分析

为了度量股票市场网络的统计性特征,此处引用 Costa 和 Rodrigues^[44] 提出的全局效率统计量,它的定义为

$$E = \frac{1}{N(N-1)} \sum_{i \neq j} \frac{1}{d_{ij}}$$

其中 $d_{ij} > 0$ 。当股票 i 与 j 间完全正相关时($c_{ij} = 1$), 则 $d_{ij} = 0$, 不满足上式要求;当股票 i 与 j 间没有连接时,即相互之间没有路径,则 $d_{ij} = +\infty$, $1/d_{ij} = 0$ 。此统计量反映了两节点间的连接效率与它们之间的距离成反比,全局效率是综合各点对间的连接效率形成的^[45]。

为了进一步研究股票市场关联网络的稳定性,本文引入最大子群相对规模 S 和剩余子群平均规模 $\langle s \rangle$ 两个统计量。假设 f 表示关联网络中移除节点比重,即移除节点数占总节点数的比例。

当从关联网络中移除比例为 f 的节点及与其相连的所有边后,网络将形成不同的子群 $G_{1,\rho}, G_{2,\rho}, \dots, G_{N_{f,\rho}}$ ($N_{f,\rho} \in N^+$ 且 $N_{f,\rho} \leq N$, ρ 与移除次序相关, $N_{f,\rho}$ 与 f 和 ρ 有关). 记 $|G_{k,\rho}|$ 表示子群 $G_{k,\rho}$ 中包含的节点数目,则全局效率为剩余子网络的统计特征,定义为 $\frac{1}{N(N-1)} \sum_{i \neq j, i, j=1}^N \frac{1}{d_{ij}}$; 最大子群相对规模 S 为最大子群包含的节点数占总节点的比重,定义为 $\frac{1}{(1-f)N} \max_{1 \leq k \leq N_{f,\rho}} |G_{k,\rho}|$; 剩余子群平均规模 $\langle s \rangle$ 为去除最大子群后剩余子群包含节点的平均值,定义为 $\frac{1}{N_{f,\rho}-1} (\sum_{k=1}^{N_{f,\rho}} |G_{k,\rho}| - NS)$. 随着 f 的增加,关联网络将逐渐变得碎片化,相应地,全局效率 E 、 S 和 $\langle s \rangle$ 也会发生一系列变化. 通过对全局效率 E 、最大子群相对规模 S 和剩余子群平均规模 $\langle s \rangle$ 变化的观察,可以获得该市场网络所能承受的最大比例 f ,有助于更好地理解网络破碎过程中的稳定性.

股票市场的稳定性将在不同市场环境下产生不同的变化,为了研究沪港通交易制度对中国股票市场稳定性的影响,本文将在普通和极端两种行情下考虑股票市场的稳定性. 普通行情中,股票的联动效应具有随机性;而极端行情中,股票的联动效应具有一致性. 在股票市场关联网络中,两只股票间的联动效应可理解为两只股票所对应节点间存在连接边,联动效应的强弱由边的度量距离表示. 更进一步地,可以将股票关联网络中随机移除某些节点及与其相连的所有边,视为随意攻击;而将有意移除某些影响强度较大的节点及与其相连的所有边,视为蓄意攻击^[33]. 随意攻击可理解为在普通行情下部分股票随机异常波动,蓄意攻击理解为极端行情下重要股票(如金融股,重仓股等)出现异常波动现象,同时因联动效应将影响直接作用于与之关联的股票.

因此,本文在黄玮强等^[37]研究的基础上构建了沪港通市场稳定性研究模型. 具体地,以最小生成树算法构建股票市场关联网络,设计了随意攻击与恶意攻击对网络的稳定性进行度量和分析,以研究沪港通交易制度开通后对我国股票市场稳定性的影响. 本文通过多次仿真模拟,不断对股票

市场关联网络进行两种攻击,计算每次仿真的全局效率 E 、最大子群相对规模 S 和剩余子群平均规模 $\langle s \rangle$ 指标,并求得均值作为股票市场的相对稳定值. 若股票市场关联网络的抗攻击性较强,则认为股市具有鲁棒性;若抗攻击性较弱,则认为股市具有脆弱性.

3 实证研究与结果分析

3.1 数据采集与处理

相关资料显示,沪港通前期公布的两市股票名单共 836 只,其中沪股通 568 只,港股通 268 只. 2014 年 12 月 11 日,香港证监会又加入 5 只股票. 因此,本文研究标的为沪港通股票共 841 只. 从 Wind 数据库中提取 2013 年 8 月 1 日至 2015 年 10 月 31 日间这些股票的复权收盘价数据,共 547 个交易日,同时,提取股票所属的 Wind 一级行业分类信息. 由于股票存在上市时间短、长期停牌等现象,因此需要对数据进行清洗和筛选,主要步骤如下: 1) 剔除上市时间在 2013 年 8 月 1 日后上市的沪股通和港股通股票; 2) 剔除连续停牌超过 100 个交易日的沪股通和港股通股票. 经过以上清洗后共得到 776 只股票,其中沪股通股票 549 只,港股通股票 227 只. 各样本对象所属行业分布见表 1 所示.

为了研究沪港通政策开通前后对中国股票市场的影响,需要对事件发生前后的一段时间区间进行划分,考虑沪港通政策宣布启动、沪港通正式开通两个关键时间节点,以及事件所处的牛熊市行情,基于均衡性原则,将整个研究区间划分为四个区间,分别为: 1) 沪港通政策公告前期: 2013 年 8 月 1 日至 2014 年 4 月 9 日,共 166 个交易日; 2) 沪港通政策公告期: 2014 年 4 月 10 日至 2014 年 11 月 16 日,共 148 个交易日; 3) 沪港通政策开通期: 2014 年 11 月 17 日至 2015 年 6 月 12 日,共 141 个交易日; 4) 沪港通政策开通后极端行情期: 2015 年 6 月 13 日~2015 年 10 月 31 日,共 92 个交易日. 上证综指和恒生指数走势如下图 1 所示,同时图中标注了事件窗.

表 1 沪股通股票行业分布统计表

Table 1 The stocks of Shanghai-Hong Kong stock connect industry distribution statistics

编号	行业分类	沪股通股票数量		港股通股票数量		沪股通股票数量	
		处理前	处理后	处理前	处理后	处理前	处理后
1	能源	27	26	9	9	36	35
2	材料	83	80	24	18	107	98
3	工业	153	147	50	34	203	181
4	可选消费	87	83	46	41	133	124
5	日常消费	33	33	19	14	52	47
6	医疗保健	44	44	11	9	55	53
7	金融	73	70	74	65	147	135
8	信息技术	35	35	16	13	51	48
9	电信服务	2	2	6	6	8	8
10	公共事业	31	29	18	18	49	47
汇总		568	549	273	227	841	776



图 1 沪港通事件研究的时间划分示意图

Fig. 1 The time division diagram of Shanghai-Hong Kong stock connect

3.2 沪港通市场关联网

沪港通政策涉及的股票属于上交所和港交所两个市场，从而形成了沪股通市场、港股通市场和沪港通市场。本小节将基于 MST - Kruskal 算法构建三个市场在沪港通开通前后四个不同时期的股票市场关联网。同时，统计各关联网中心度信息。

基于最小生成树算法可以构建股票市场关联网，能够最大化表达股票市场信息含量。上图 2 中绘制了沪港通市场的关联网图，该最小生成树包含 776 个节点和 775 条连接边。关联网中大量节点位于树的枝叶处，即节点度数为 1；少数位于树核心位置的节点具有较高的节点度数。同时统计发现，四个时期的关联网在不同中心度

度量指标下具有相似的表现，处于中心度值较大的股票对整个股票市场稳定性具有较强的影响。

通过比对沪港通市场、沪股通市场、港股通市场关联网的平均路径长度（如图 3 所示）可知，沪港通市场的平均路径长度最高，而港股通市场的平均路径长度最低。同时，三个股票市场的平均路径长度均呈现从第一时段到第二时段逐渐升高，并均在第三时段达到最高值，而在第四时段迅速降低，其中沪港通市场和沪股通市场在第四阶段达到全局最低值。可见，沪港通政策的开通提升了各股票市场的关联性，进而在股灾期间展现出平均路径长度快速下降的情况；沪港通政策的开通促进了两市场股票的联动，使得沪港通市场的联动性远高于沪港通市场和深港通市场。

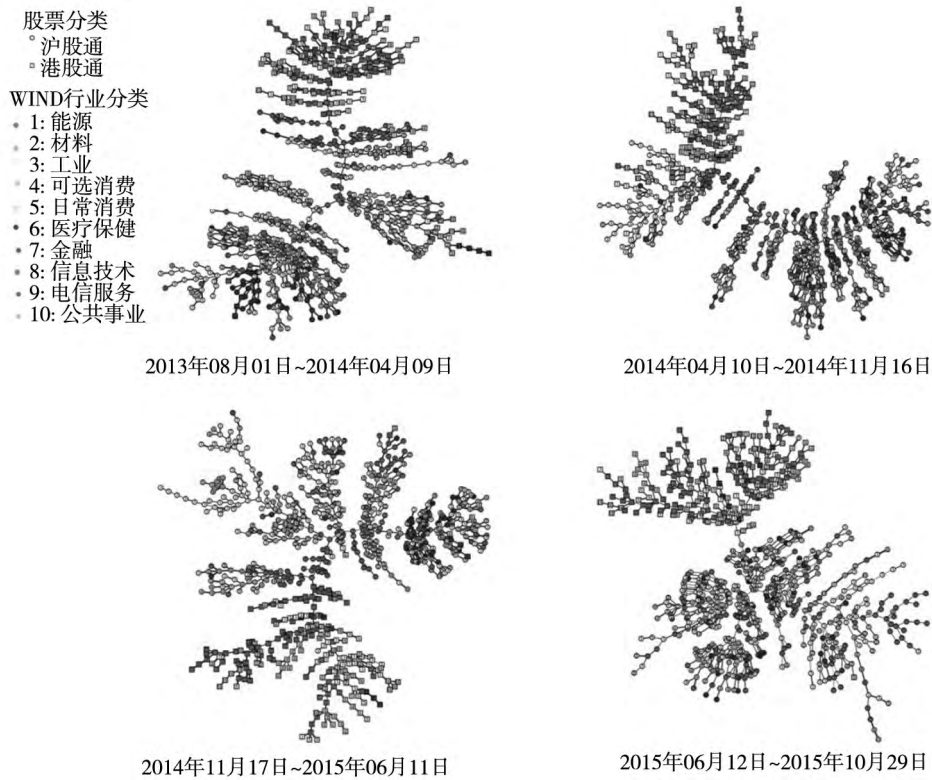


图2 沪港通市场在四个不同时期的关联网图

Fig. 2 The Shanghai-Hong Kong stock market associated network diagrams in four different periods

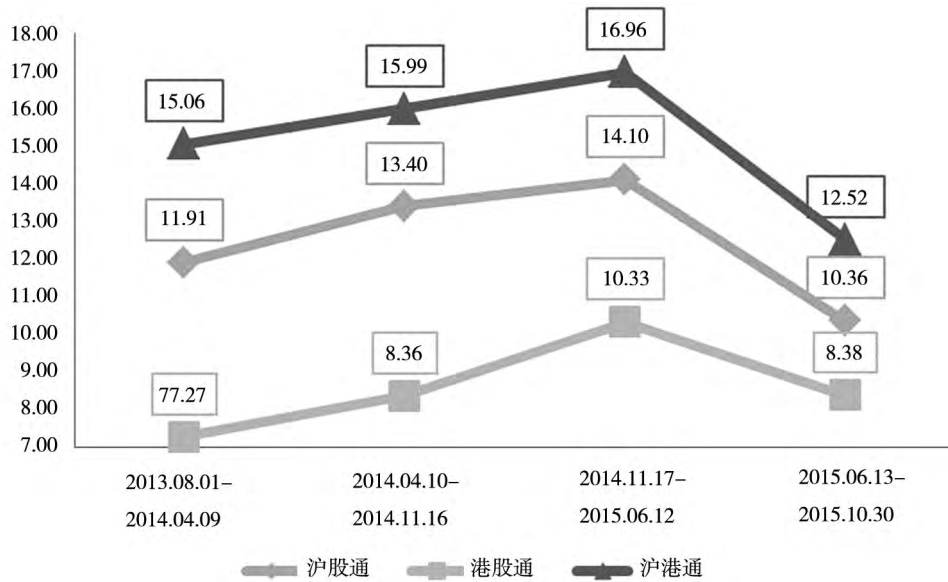


图3 沪港通关联网平均路径长度

Fig. 3 The average path length of Shanghai-Hong Kong stock market associated network

3.3 沪港通市场网络稳定性

为了进一步分析沪港通市场关联网络的稳定性,本小节将采用仿真模拟的方法对股票市场进行攻击,主要包含两种攻击,即随意攻击和

恶意攻击. 随意攻击是指采取随机模拟的方式移除股票市场关联网中的部分节点及其连接的边,恶意攻击是指按照节点度数从高到低的顺序依次移除部分节点及其连接的边,并

计算剩余网络的稳定性检验指标. 由于避免移除的随机性, 将对攻击进行重复多次仿真, 取同阶段的全局效率统计量的期望值. 本文将对沪港通市场四个不同时期的各关联网络依次进行仿真模拟, 逐渐增大移除节点的比重 f , 通过观察网络的稳定性检验指标的变化, 来反映股票市场的稳定性.

当移除比重 f 的节点时, 股票市场关联网络的全局效率值将会降低, 当降低到一定程度时可以认为网络将处于崩溃状态. 同时, 将监测最大集群的相对比率 S 指标和最大集群以外的所有集群的平均值 $\langle s \rangle$ 指标, 网络碎片化或者崩溃之后 S 降将会迅速减小, 而 $\langle s \rangle$ 的变化过程将更好地反映整个网络演变成碎片的过程.

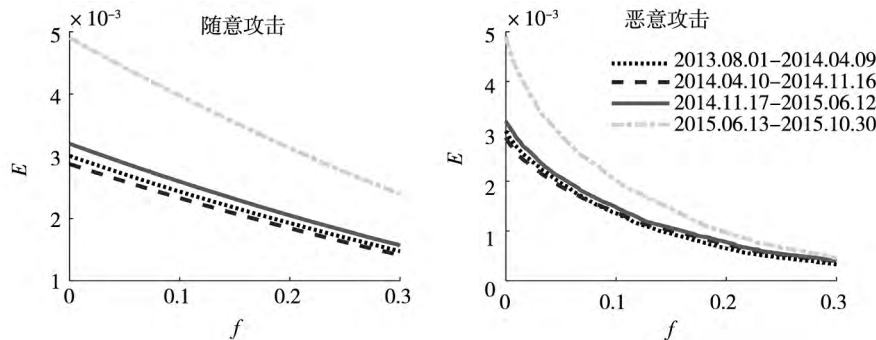


图 4 沪港通市场关联网络的全局效率曲线图

Fig. 4 Global efficiency curves of Shanghai-Hong Kong stock market associated network

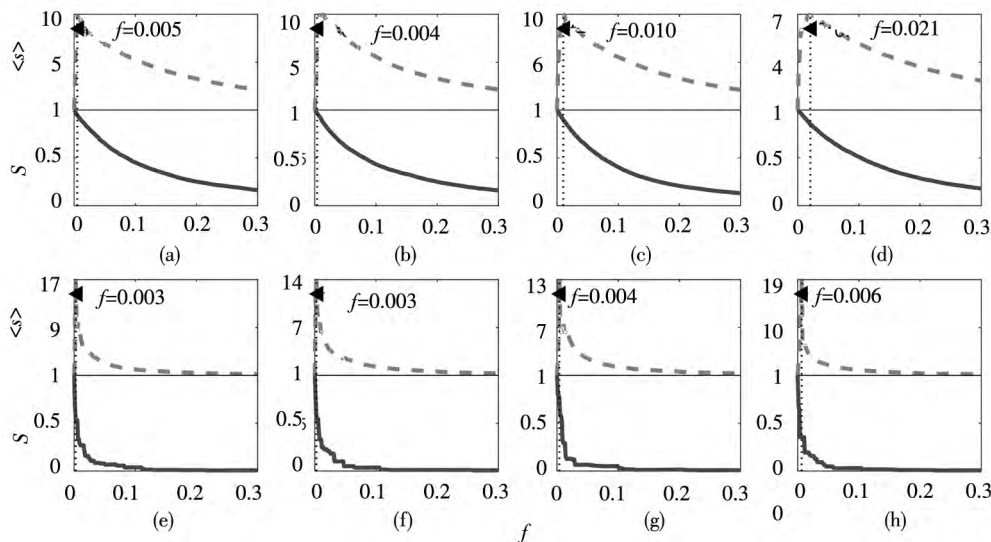


图 5 沪港通市场关联网络的破碎指标走势图

Fig. 5 Broken indicator charts of Shanghai-Hong Kong stock market associated network

图 4 中绘制了沪港通市场全局效率指标变化曲线图. 从图中可以发现, 沪港通市场在第四个时段的全局效率值均高于之前三个时段, 但随着移除比重 f 值的不断增加, 四个时段的全局效率曲线逐渐趋同. 在遭受随意攻击情况下, 沪港通市场全局效率曲线呈线性递减的趋势; 而在遭受恶意攻击情况下, 沪港通市场全局效率曲线呈指数下

降趋势, 其中, 当 $f < 0.1$ 时, 全局效率曲线急剧下滑, 当 $f > 0.1$ 时, 全局效率曲线下滑速度逐渐趋缓, 直至平稳.

图 5 中绘制了沪港通市场最大子群相对规模 S 和剩余子群平均规模 $\langle s \rangle$ 两个统计量走势图, 其中 (a) ~ (d) 是四个时段遭受随意攻击时的走势图, (e) ~ (h) 是四个时段遭受恶意攻击时的走

势图. 可以发现, 在遭受随意攻击情况下, 第一时段沪港通整体市场关联网络开始崩溃时的 $f = 0.005$ (如图 5(a)); 第二时段 f 的取值反而降至 0.004 (如图 5(b)); 到了第三、四时段, 当整体市场开始崩溃时分别 $f = 0.010$ 、 $f = 0.021$ (如图 5(c)(d)). 在遭受恶意攻击情况下, 第一、二时段内, 整体市场开始崩溃时的 f 取值保持在 0.003 的水平(如图 5(e)(f)); 到了第三时段, 面临市场崩溃的 $f = 0.004$ (如图 5(g)); 第四时段时, f 取值 0.006 时, 整体市场开始崩溃(如图 5(h)).

下面将分别研究沪股通市场和港股通市场网络的稳定性. 图 6 中绘制了沪股通市场全局效率指标变化曲线图. 可以发现, 沪股通市场在第四个时段的全局效率值均高于之前三个时段, 但随着移除比重 f 值的不断增加, 四个时段的全局效率曲线逐渐趋同. 在遭受随意攻击情况下, 沪股通市场全局效率曲线呈线性递减的趋势; 而在遭受恶意攻击情况下, 沪股通市场全局效率曲线呈指数下降趋势, 其中, 当 $f < 0.1$ 时, 全局效率曲线急剧下滑, 当 $f > 0.1$ 时, 全局效率曲线下滑速度逐渐趋缓, 直至平稳.

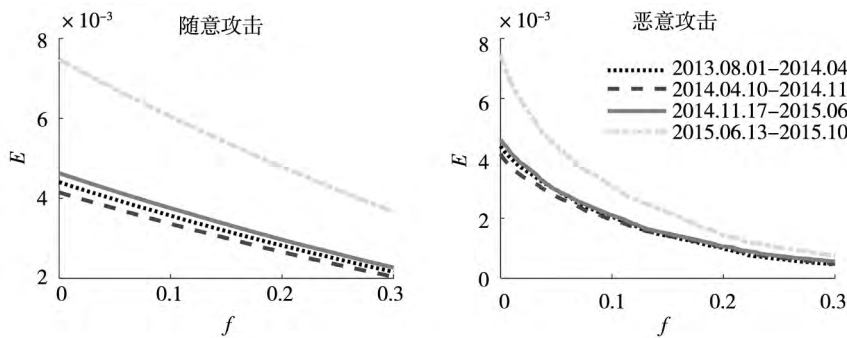


图 6 沪股通市场关联网络的全局效率曲线图

Fig. 6 Global efficiency curves of Shanghai stock market associated network

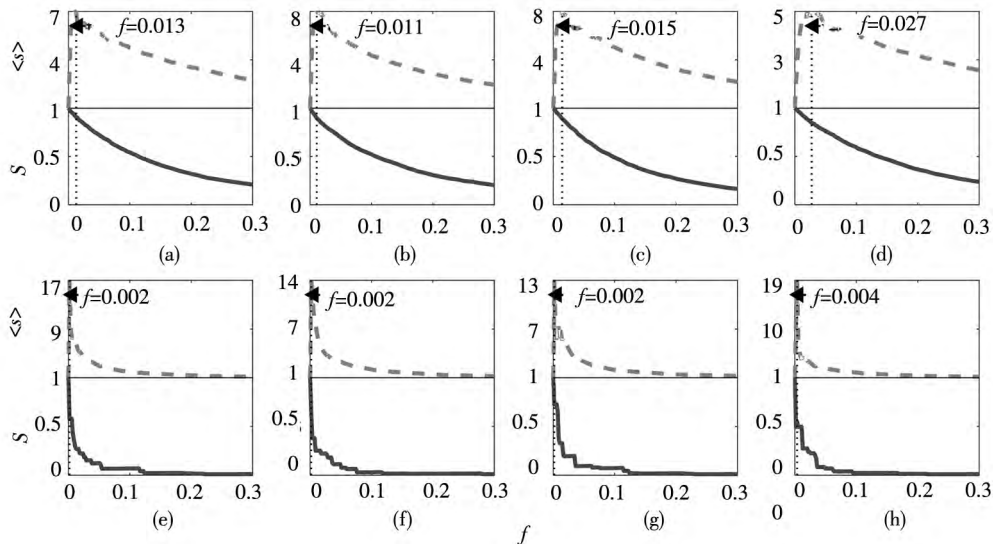


图 7 沪股通市场关联网络的破碎指标走势图

Fig. 7 Broken indicator charts of Shanghai stock market associated network

图 7 中绘制了沪股通市场最大子群相对规模 S 和剩余子群平均规模 $\langle s \rangle$ 两个统计量走势图, 其中(a) ~ (d) 是四个时段遭受随意攻击时的走势图, (e) ~ (h) 是四个时段遭受恶意攻击时的走

势图. 可以发现, 沪股通市场关联网络在第一时段遭受随意攻击时, 当 $f = 0.013$ 时 S 开始降低, 关联网络碎片化(如图 7(a)); 第二时段, $f = 0.011$ (如图 7(b)); 到了第四时段, 关联网络在遭受了

随意攻击后开始碎片化时的 $f = 0.027$ (如图 7 (d)). 沪股通市场关联网络在第一时段遭受恶意攻击时, 当 $f = 0.002$ 时, 关联网络开始碎片化(如图 7(e)). 同时, 当 $f < 0.1$ 时, S 呈急剧下降的趋势; 当 $f > 0.1$ 之后, S 下降的趋势逐渐平缓. 第二

三时段, f 均维持在 0.002 的水平(如图 7(f)(g)). 到了第四时段, 关联网络开始碎片化时的 $f = 0.004$ (如图 7(h)). 此外, 从 $\langle s \rangle$ 的走势来看, 沪股通市场在遭受随意攻击时市场会缓慢崩溃, 而遭受恶意攻击时会迅速崩溃.

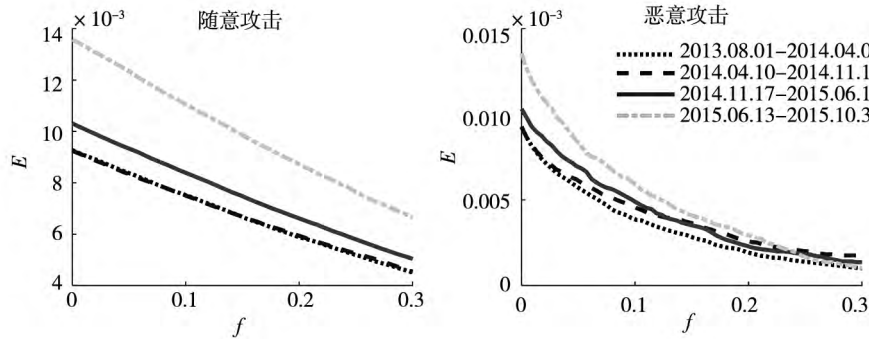


图 8 港股通市场关联网络的全局效率曲线图

Fig. 8 Global efficiency curves of Hong Kong stock market associated network

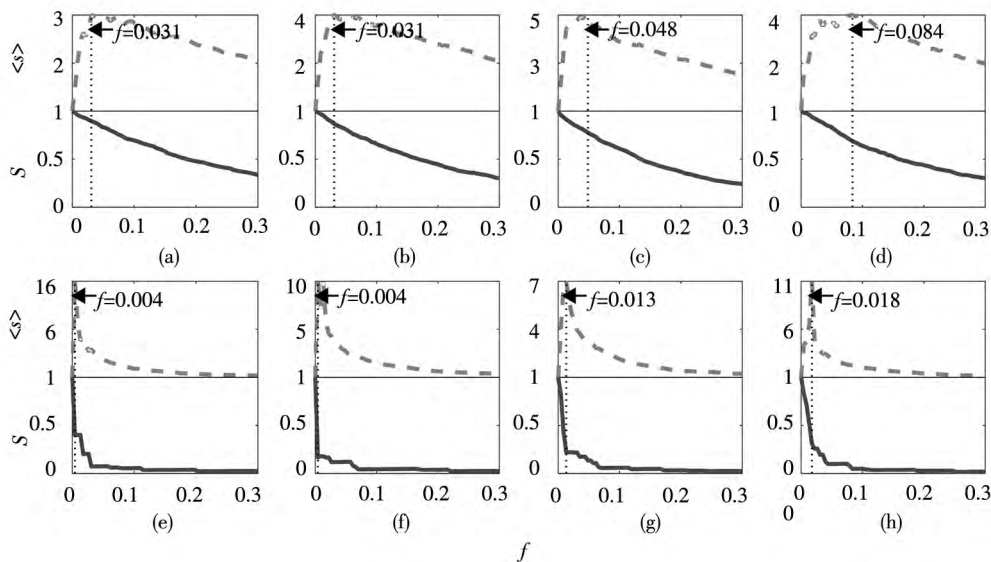


图 9 港股通市场关联网络的破碎指标走势图

Fig. 9 Broken indicator charts of Hong Kong stock market associated network

图 8 中绘制了港股通市场全局效率指标变化曲线图. 可以发现, 港股通市场全局效率曲线变化与沪港通市场和沪股通市场的基本一致. 此外, 港股通市场在遭受恶意攻击时, $f > 0.2$ 之后第四时段的全局效率逐渐小于第二三时段时的全局效率.

图 9 中绘制了港股通市场最大子群相对规模 S 和剩余子群平均规模 $\langle s \rangle$ 两个统计量走势图,

其中(a) ~ (d) 是四个时段遭受随意攻击时的走势图, (e) ~ (h) 是四个时段遭受恶意攻击时的走势图. 可以发现, 港股通市场关联网络在第一时段遭受随意攻击时, 当 $f = 0.031$, 开始碎片化直至崩溃(如图 9(a)); 第二时段保持了 $f = 0.031$ 的水平(如图 9(b)); 到了第三时段, 网络碎片化时的 f 取值上升至 0.048(如图 9(c)); 到了第四阶段, $f = 0.084$ 时, 港股通市场的关联网络开始碎

片化直至崩溃(如图9(d)). 港股通市场关网络在遭受到恶意攻击之后,第一二时段内,市场开始崩溃时的 f 取值均保持在0.004的水平(如图9(e)(f));到了第三时段, $f = 0.013$ (如图9(g));第四时段, $f = 0.018$ (如图9(h)). 从

$\langle s \rangle$ 的走势来看,港股通市场在遭受随意攻击时,市场会缓慢崩溃,而遭受恶意攻击时会迅速崩溃.同时,从全局效率的取值和对 S 、 $\langle s \rangle$ 的分析结果来看,沪港通开通后港股通市场比沪股通市场具有更好的稳定性以及相对较强的抗攻击能力.

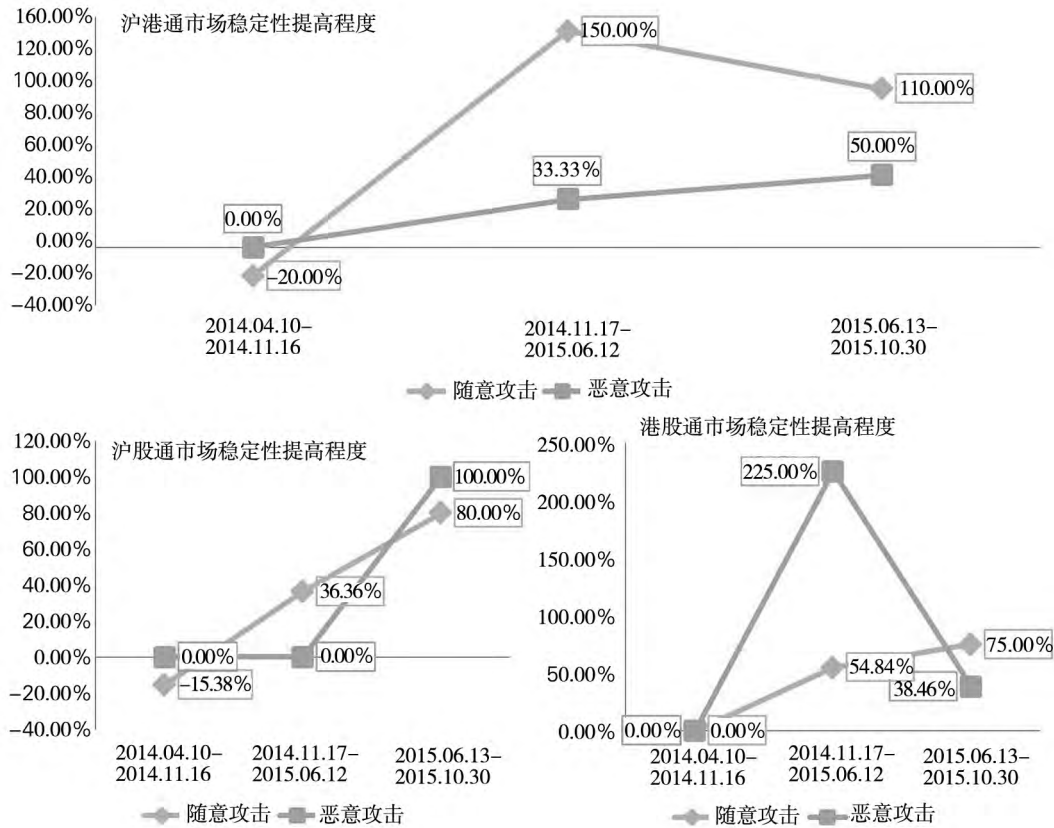


图10 沪港通、沪股通、港股通市场稳定性变化曲线图

Fig. 10 The stability change curves of stock market in different periods

为进一步说明沪港通交易制度对中国股票市场稳定性的作用,对沪港通、沪股通、港股通市场面临不同攻击后开始崩溃时的 f 值进行分析,研究其随时间推移的变化走势,结果如图10所示.可以发现,与第一时段相比,在第二个时段即沪港通交易制度宣布启动到正式启动之间,沪市和港市的稳定性(抗攻击能力)表现出一定的差异性.在第三阶段宣布沪港通交易制度启动之后,沪市抗击随意攻击时的能力表现出一定程度的弱化;但随着沪港通正式开通,沪市抗击随意攻击的能力逐步提高,稳定性得以增强;沪市抗击恶意攻击时的能力在第二三时段均未出现明显变化,到了第四时段,得到了迅速提高,稳定性增强.沪港通

交易制度宣布启动之后,港市抗击随意攻击和恶意攻击的能力未出现明显变化,均维持了前一时段的稳定性;沪港通正式开通之后,港市抗击恶意攻击的能力迅速提升,抗击随意攻击的能力也得到相应提高,稳定性增强.从沪港通市场整体来看,沪港通交易制度能够明显提升市场的稳定性.

4 结束语

本文在对已有文献梳理的基础上,基于最小生成树算法构建了沪港通股票市场关网络,通过仿真模拟攻击关网络,探究沪港通交易制度

开通前后不同阶段下(沪港通宣布启动前、沪港通开通前、沪港通正式开通后和股市大跌)我国股票市场的稳定性.实证结果表明:从关联网络构建的角度来看,(1)伴随着沪港通互联互通的试点和正式开通,沪股通和港股通两市网络在保持局部聚集性的同时不断融合;(2)在不同阶段,无论是沪股通市场还是港股通市场,还是沪港通整体市场,其网络形态各异,且中心度也不相同;沪股通市场关联网络围绕中间性节点的聚集程度相对较高,即具有较强的连接性;而港股通市场的关联网络相对较分散.从关联网络的稳定性研究来看,(1)沪股通市场、港股通市场和沪港通整体市场在面对随意攻击时,能保持较好的鲁棒性;而面对恶意攻击时均表现出一定的脆弱性;(2)沪港通正式开通后,两市逐渐融合,稳定也得以提高,

面对攻击具有更强的鲁棒性,也就是说沪港通交易制度有助于提升中国股票市场的稳定性.通过沪港通关联网络图还可以看出,两市依然存在局部聚集性,尚未完全融合.为了进一步提高市场面对突发事件的冲击,未来加强两市股票的沟通、发挥互联互通优势、提高市场的稳定性成为愈加重要的研究课题.

当然,本文研究还存在一定的局限性.一方面,本文仅从沪港通股票收益率角度出发构建沪港通市场的无向网络,并未将更多可能会市场稳定性产生影响的因素纳入到网络的构建中;另一方面,由于网络构建需要仅将沪港通开通前后划分为四个阶段,未能细致考察股票市场稳定性的实时动态演化过程.这些将在后续的研究中展开进一步的深入研究.

参 考 文 献:

- [1]易志高,龚辉锋,茅宁,等.分类思维、投资者情绪与股票价格联动[J].管理评论,2014,26(4):22-30.
Yi Zhigao, Gong Hui Feng, Mao Ning, et al. Category thought, investor sentiment and stock price co-movement[J]. Management Review, 2014, 26(4): 22-30. (in Chinese)
- [2]李广子,唐国正,刘力.股票名称与股票价格非理性联动——中国A股市场研究[J].管理世界,2011,12(1):40-51.
Li Guangzi, Tang Guozheng, Liu Li. The irrational co-movement of stock names and stock prices[J]. Management World, 2011, 12(1): 40-51. (in Chinese)
- [3]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. Evolution mechanisms and management of systemic complexity in China's financial markets[J]. Journal of Management Sciences in China, 2017, 20(1): 75-86. (in Chinese)
- [4]Malkiel B G, Fama E F. Efficient capital markets: A review of theory and empirical work[J]. The Journal of Finance, 1970, 25(2): 383-417.
- [5]刘军.社会网络分析法[M].重庆:重庆大学出版社,2007.
Liu Jun. Social Network Analysis[M]. Chongqing: Chongqing University Press, 2007. (in Chinese)
- [6]Wasserman S, Faust K. Social Network Analysis: Methods and Applications[M]. Cambridge: Cambridge University Press, 1994.
- [7]Travers J, Milgram S. An experiment study of the small world problem[J]. Psychology Today, 1969, 32(4): 425-443.
- [8]Watts D J, Strogatz S H. Collective dynamics of small-world networks[J]. Nature, 1998, 6684(393): 440-442.
- [9]Barabási A, Albert R. Emergence of scaling in random networks[J]. Science, 1999, 5439(286): 509-512.
- [10]Allen F, Babus A, Carletti E. Financial connections and systemic risk[R]. Imperial College London, 2010, Available at <<https://ssrn.com/abstract=1636646>>.

- [11] Soydemir G. International transmission mechanism of stock market movements: Evidence from emerging equity markets [J]. *Journal of Forecasting*, 2000, 19(3): 149–176.
- [12] 张兵, 范致镇, 李心丹. 中美股票市场的联动性研究 [J]. *经济研究*, 2010, 12(11): 141–151.
Zhang Bing, Fan Zhizhen, Li Xindan. Comovement between China and U. S. 's stock markets [J]. *Economic Research Guide*, 2010, 12(11): 141–151. (in Chinese)
- [13] Ratanapakorn O, Sharma S C. Interrelationships among regional stock indices [J]. *Review of Financial Economics*, 2002, 11(2): 91–108.
- [14] 潘越. 基于非线性 Granger 因果检验的股市间联动关系研究 [J]. *数量经济技术经济研究*, 2008, 25(9): 87–100.
Pan Yue. Study on the dynamic linkage between stock markets based on non-linear granger causality test [J]. *The Journal of Quantitative & Technical Economics*, 2008, 25(9): 87–100. (in Chinese)
- [15] Hiemstra C, Jones J D. Testing for linear and nonlinear Granger causality in the stock price-volume relation [J]. *The Journal of Finance*, 1994, 49(5): 1639–1664.
- [16] 周璞, 李自然. 基于非线性 Granger 因果检验的中国大陆和世界其他主要股票市场之间的信息溢出 [J]. *系统工程理论与实践*, 2012, 32(3): 466–475.
Zhou Pu, Li Ziran. Time-varying spillover between the mainland China stock market and the global main stock markets based on the non-linear Granger causality test [J]. *Systems Engineering: Theory & Practice*, 2012, 32(3): 466–475. (in Chinese)
- [17] Giglio S, Kelly B, Pruitt S. Systemic risk and the macro economy: An empirical evaluation [J]. *Journal of Financial Economics*, 2016, 119(3): 457–471.
- [18] 隋聪, 王宗尧. 银行间网络的无标度特征 [J]. *管理科学学报*, 2015, 18(12): 18–26.
Sui Cong, Wang Zongyao. Interbank network scale-free characteristics [J]. *Journal of Management Sciences in China*, 2015, 18(12): 18–26. (in Chinese)
- [19] 欧阳红兵, 刘晓东. 中国金融机构的系统重要性及系统性风险传染机制分析——基于复杂网络的视角 [J]. *中国管理科学*, 2015, 23(10): 30–37.
OuYang Hongbing, Liu Xiaodong. An analysis of the systemic importance and systemic risk contagion mechanism of China's financial institutions based on network analysis [J]. *Chinese Journal of Management Science*, 2015, 23(10): 30–37. (in Chinese)
- [20] Haldane A G. *Rethinking the financial network* [M]. Wiesbaden: Springer VS, 2013.
- [21] Gai P, Kapadia S. Contagion in financial networks [J]. *Journal of Economic Literature*, 2016, 54(3): 779–831.
- [22] Cont R, Moussa A, Santos E B. Network structure and systemic risk in banking systems in: *Handbook of Systemic Risk* [M]. Cambridge: Cambridge University Press, 2013.
- [23] Moussa A. *Contagion and systemic risk in financial networks* [D]. Ann Arbor: Columbia University, 2011.
- [24] 鲍勤, 孙艳霞. 网络视角下的金融结构与金融风险传染 [J]. *系统工程理论与实践*, 2014, 34(9): 2202–2211.
Bao Qin, Sun Yanxia. Financial Structure and Financial Contagion from the Network Perspective [J]. *Systems Engineering: Theory & Practice*, 2014, 34(9): 2202–2211. (in Chinese)
- [25] 隋聪, 迟国泰, 王宗尧. 网络结构与银行系统性风险 [J]. *管理科学学报*, 2014, 17(4): 57–70.
Sui Cong, Chi Guotai, Wang Zongyao. Network structure and systemic risk by banks [J]. *Journal of Management Sciences in China*, 2014, 17(4): 57–70. (in Chinese)
- [26] Nier E, Yang J, Yorulmazer T. Network models and financial stability [J]. *Journal of Economic Dynamics and Control*, 2007, 31(6): 2033–2060.

- [27] Gai P, Haldane A, Kapadia S. Complexity, concentration and contagion [J]. *Journal of Monetary Economics*, 2011, 58(5): 453–470.
- [28] Aldasoro I, Delli Gatti D, Faia E. Bank networks: Contagion, systemic risk and prudential policy [J]. *Journal of Economic Behavior & Organization*, 2017, 142(10): 164–188.
- [29] Haldane A G, May R M. Systemic risk in banking ecosystems [J]. *Nature*, 2011, 7330(469): 351–355.
- [30] Peron Thomas Kaue Dal' Maso, Costa Luciano da Fontoura, Rodrigues A. Rodrigues. The structure and resilience of financial market networks [J]. *Chaos*, 2012, 22(1): 013117.1–013117.6.
- [31] Onnela J P, Chakraborti A, Kaski K. Asset trees and asset graphs in financial markets [J]. *Physica Scripta*, 2003, 2003(T106): 48–54.
- [32] Yan X G, Xie C, Wang G J. The stability of financial market networks [J]. *Europhysics Letters*, 2014, 107(4): 48002.1–48002.6.
- [33] Mantegna R N. Hierarchical structure in financial markets [J]. *The European Physical Journal B-Condensed Matter and Complex Systems*, 1999, 11(1): 193–197.
- [34] 李耀华, 姚洪兴. 股市网络的稳定性分析 [J]. *武汉理工大学学报: 信息与管理工程版*, 2009, 31(6): 965–968.
Li Yaohua, Yao Hongxing. Stability analysis of stock market network [J]. *Journal of Wuhan University of Technology (Information & Management Engineering)*, 2009, 31(6): 965–968. (in Chinese)
- [35] Huang W Q, Zhuang X T, Yao S. A network analysis of the Chinese stock market [J]. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 2009, 388(14): 2956–2964.
- [36] 卞曰塘, 何建敏, 庄亚明. 股市投资网络模型构建及其稳定性 [J]. *系统工程*, 2011, 29(12): 19–25.
Bian Yuetang, He Jianmin, Zhuang Yaming. The network model of investment and its stability in stock market [J]. *Systems Engineering*, 2011, 29(12): 19–25. (in Chinese)
- [37] 黄玮强, 庄新田, 姚爽. 中国股票关联网络拓扑性质与聚类结构分析 [J]. *管理科学*, 2008, 21(3): 94–103.
Huang Weiqiang, Zhuang Xintian, Yao Shuang. Topology property and clustering structure analysis of China's stock correlation network [J]. *Journal of Management Sciences*, 2008, 21(3): 94–103. (in Chinese)
- [38] 李 昊, 曹宏铎, 邢浩克. 基于复杂网络少数者博弈模型的金融市场仿真研究 [J]. *系统工程理论与实践*, 2012, 32(9): 1882–1890.
Li Ying, Cao Hongduo, Xing Haoke. Modeling and simulation of complex finance networks based on minority game [J]. *Systems Engineering: Theory & Practice*, 2009, 32(9): 1882–1890. (in Chinese)
- [39] 任小叶, 周佩玲. 基于无标度网络的自组织金融模型研究 [J]. *中国科学技术大学学报*, 2014, 44(1): 74–78.
Ren Xiaoye, Zhou Peiling. Study on the self-organized financial model based on scale-free networks [J]. *Journal of University of Science and Technology of China*, 2014, 44(1): 74–78. (in Chinese)
- [40] Majapa M, Gossel S J. Topology of the South African stock market network across the 2008 financial crisis [J]. *Physica A Statistical Mechanics & Its Applications*, 2016, 445(2016): 35–47.
- [41] Gao Y C, Wei Z W, Wang B H. Dynamic evolution of financial network and its relation to economic crises [J]. *International Journal of Modern Physics C*, 2013, 24(2): 1350005.1–1350005.10.
- [42] Bonanno G, Caldarelli G, Lillo F. Networks of equities in financial markets [J]. *The European Physical Journal B-Condensed Matter and Complex Systems*, 2004, 38(2): 363–371.
- [43] Latora V, Marchiori M. Efficient behavior of small-world networks [J]. *Physical Review Letters*, 2001, 87(19): 198701.1–198701.4.
- [44] Costa L F, Rodrigues F A, Traviesso G. Characterization of complex networks: A survey of measurements [J]. *Advances in Physics*, 2007, 56(1): 167–242.

[45] Albert R, Jeong H, Barabási A L. Error and attack tolerance of complex networks[J]. Nature, 2000, 6794 (406): 378–382.

Does Shanghai-Hong Kong Stock connect trading mechanism improve the stability of Chinese Stock Market? A complex network perspective

LIU Hai-fei, BAI Wei, LI Dong-xin^{}, XU Jin-tao*

School of Management and Engineering, Nanjing University, Nanjing 210093, China

Abstract: The successful operation of Shanghai-Hong Kong Stock Connect Trading Mechanism has broadened the investment channels of investors, promoted the convergence of domestic capital market and international capital market, and had great influence upon China's A-share stock market stability. Based on the complex network theory, the MST-Kruskal algorithm is used to construct different networks composed of the Shanghai Stock Connect market, the Hong Kong Stock Connect market or the Shanghai-Hong Kong stock market, and the anti-attack performances of different networks, in four stages before and after the pilot project and the official operation of Shanghai-Hong Kong Stock Connect, are simulated. Then the stability of China stock market is studied. Our results show that, with the implementation of Shanghai-Hong Kong Stock Connect program, the market networks of Shanghai Stock Connect and Hong Kong Stock Connect merge constantly while maintaining their local cluster. Shanghai Stock Connect market network has a strong aggregation, while Hong Kong Stock Connect market network is relatively decentralized. Besides, the two markets maintain good robustness when facing random attacks, and show a certain vulnerability under a hostile attack. After Shanghai-Hong Kong Stock Connect launched officially, the combination of the two markets improves the stability of stock markets. In all, our conclusions provide a new logic for the stability research of Chinese stock market, and new enlightenment for regulators to develop regulatory policies and listed companies to maintain the stability of their stock prices.

Key words: Shanghai-Hong Kong stock connect trading mechanism; complex network; stock market; stability