

我国A股市场复杂网络结构及稳定性研究

牛晓健¹, 罗熙枫²

(1. 复旦大学经济学院, 上海 200433; 2. 北京大学光管管理学院, 北京 100871)

摘要:本文运用复杂网络分析方法, 从一个全新的角度分析中国A股市场个股的相关性, 以2014年至2015年间的股票市场交易数据为基础, 以上证180指数成分股股票为样本, 构建我国股票市场的复杂网络系统。通过计算分析股票网络的拓扑特征统计量, 并与美股成熟市场进行比较, 研究我国A股市场个股联动的网络结构; 同时, 在我国金融市场进一步开放的大背景下, 本文通过研究样本股票网络在不同情形攻击下网络结构的变化, 探索A股市场不同公司股价波动的联动性规律, 为监管者稳定证券市场, 特别是在“股灾”等极端情况下维持证券市场的流动性功能提供新的决策参考, 以利于中国证券市场更好地为经济转型提供金融支持, 保护中小投资者利益。

关键词:复杂网络; A股市场; 系统稳定性

中图分类号:F832 **文献标识码:**A **文章编号:**1008-5092(2017)01-0035-11

随着中国金融体系改革的深化, 沪深A股股票市场作为我国公司直接融资的渠道, 对实体经济表现出越来越大的影响力。然而一方面由于各类风险因素的复杂性, 另一方面由于市场体系的不成熟性, 我国股票市场资产价格波动剧烈。2016年6月, MSCI2第三次将A股拒之门外, 对A股停牌制度提出更高要求; 注册制的逐步推出, 使得退市制度亟待进一步完善; 同时“沪港通”开放以及人民币利率市场化, 使得我国金融市场将面临更多风险, 也给我国金融市场的监管和维稳带来了巨大挑战, 研究我国A股市场的网络结构以及股票网络的稳定性对于维护中国股票市场的健康发展有十分重要的意义。

一、文献综述

复杂网络方法在金融学领域的研究应用很大一部分集中于研究银行业。基于真实的或模拟的交易数据, 人们利用复杂网络的研究方法, 构建银行间借贷网络, 从而研究银行间危机的传染机制

以及金融危机的爆发机制, 并提出政策监管相关的建议。Allen等首次通过复杂网络的方法构建银行间市场网络, 研究银行间市场的系统性风险^[1]; Gai等通过构建模拟的银行资产负债表研究银行间同业拆解市场, 并用复杂网络的方法研究个别银行出现的流动性危机以及破产倒闭是如何在整个银行系统中传播的^[2]。在国内, 学者将复杂网络引入金融学领域起步较晚, 相关的文献相对较少。周再清等利用矩阵法, 使用2005年真实的银行同业数据, 对我国银行间市场的传染性进行风险测试, 得出结论“防范系统性风险对于中小股份制银行更有迫切性”^[3]。从总体上来说, 由于数据的缺乏, 国内研究仍以矩阵法模拟为主, 缺乏相关的实证研究。

与此同时, 复杂网络方法在证券市场的研究也逐步深入。Boginski等研究了美国证券市场6546支股票, 通过股价之间的相关关系, 建立股价波动的相关性网络, 得出结论美国股票证券市场网络服从幂律分布, 呈现无标度性^[4]。Arora等

收稿日期: 2016-12-04

基金项目: 国家自然科学基金面上项目(71573051, 71273064); 2011年度上海市哲学社会科学规划课题(2011BJB005); 2011年度上海市“曙光计划”项目(11SG09); 上海高等学校创新能力提升计划竞争性引导项目; 复旦大学中央高校基本科研项目

作者简介: 牛晓健(1971—), 男, 新疆阿克苏人, 教授, 博士, 研究方向: 金融复杂网络。

针对美股 S&P500 成分指股票,依据其股价的相关性建立网络,对 S&P500 成分指中的股票影响力进行排名^[5]。Chi 等(2010)将复杂网络研究方法应用于美股市场的相关性研究,研究两个时期(2005 年 7 月至 2007 年 8 月,以及 2007 年 6 月至 2009 年 5 月)所有上市的美股收盘价的相关性。研究发现,这种高度相关的股票网络呈现出无标度分布的特性,一小部分股票价格的波动会在很大程度上影响整个股票市场行情的波动;同时,市场的波动很大程度上取决于金融部门的股票。该研究也为筛选股票组合形成股票指数提供了新的方法^[6]。

国内对股票市场进行网络构建,并通过复杂网络研究股票市场的并不多,但随着近年来股票市场波动的加剧,学者们对股票市场的关注度日益提高,并进行了相关的研究。鲁巍巍等以我国沪深股市的行业为研究对象,以行业内股票为节点构建复杂网络,引入“吸引率”等概念,计算比较不同行业的网络结构特征以及不同行业在沪深 A 股市场上的影响。其研究表明,金融行业的股票内部聚合程度相对于其他板块来说更大,股价的波动容易传播,对我国证券市场的波动影响最大^[7]。刘晓霞等以上海证券市场股票为对象构建网络,剖析市场结构和功能,得出了网络具有小世界和无标度的特性^[8]。

国外对于股票市场的复杂网络研究开始较早,体系较为成熟。相比而言,国内的相关文献对中国的股票市场板块及行业板块进行了较为深入的研究。就研究结论而言,由于新兴市场的不完善性以及其它原因,股票市场的小世界特征和无标度特性与国外成熟股票市场存在一定的差异;就研究方法而言,相对比较单一,创新性不够。

二、中国 A 股市场复杂网络的构建与性质研究

(一) 股票市场网络的构建方法

1. 数据的来源及说明。本文选取 2014 年 1 月 1 日至 2015 年 12 月 31 日两年时间内,中国上证 180 成分指中所有连续交易的股票收盘价(向前复权)作为数据来源,共计 175 只股票。

在 2014 年至 2015 年两年的时间窗口内,中国 A 股市场经历了 IPO 的重新开闸、沪港通开放、新三板启动、股指期货启动以及“国家队”救市等一系列的事件,股票市场波动剧烈,是研究我

国股票市场波动很好的时间窗口。同时上证 180 成分指数包含石油、煤炭、金融、传媒、消费品、计算机等众多行业,具有较好的代表性。作为对比,本文也选取了美股 S&P500 成分指数、A 股市场部分其它市场板块的股票作为比较。

2. 数据的处理方法。为了研究 A 股市场复杂网络的特性,我们以各个个股为节点,节点之间的连边代表各个股票价格涨跌之间的相关性,构建一个无权无向股票市场关联网络。在实际操作中,网络用相关系数矩阵表示,对上证 180 成分指构造网络。具体步骤如下:

(1) 计算日收益率序列。设股票 i ($i = 1, 2, 3, \dots, N$) 在第 t 个交易日的收盘价为 $S(t)$, 则股票 i 在第 t 个交易日的日对数收益率为:

$$y_i(t) = \ln S(t) - \ln S(t-1) \quad (1)$$

(2) 计算股价波动的相关系数。股票 i 与股票 j 在选定时间内的收益率序列的相关系数为:

$$\rho_{ij} = \frac{E(y_i y_j) - E(y_i)E(y_j)}{\sqrt{([E(y_i^2) - (E(y_i))^2] \cdot [E(y_j^2) - (E(y_j))^2])}} \quad (2)$$

其中 y_i 和 y_j 是股票的日对数收益率序列, $E(\cdot)$ 为数学期望, ρ_{ij} 为相关系数,且 $\rho_{ij} \in [-1, 1]$ 。

(3) 计算股票收益率相关系数矩阵。通过计算股票市场及各个板块内个股的收益率两两相关系数,可以构建一个相关系数收益矩阵 $\{a_{ij}\}$:

$$a_{ij} = \begin{cases} \rho_{ij} & i \neq j \\ 0 & i = j \end{cases} \quad (3)$$

注意到,当 $i = j$ 的情况下,由于股票 i 作为网络中的一个节点,本身不会产生连边,因此将矩阵对角线上的元素($i = j$ 的情况)设为 0。

3. 股票网络的构建。在得到收益率相关系数矩阵后,有多种方法可以构建网络。一般来说,常见的网络构建方法有:阈值法、最小生成树法(MST)和平面最大过滤图法(PMFG)等。在这里,我们利用 Matlab, Ucinet 等数据处理软件,运用阈值法构造上证 180 成分指股票的复杂网络。

网络的阈值 θ 又称为临界值,指的是使得网络中节点连接状态发生突变的参数的值。使用阈值法在股票市场的复杂网络构建中,通常用来确定股票节点之间的关联性。在这里我们定义,当两个股票节点之间的相关系数 ρ_{ij} 大于等于某个

设定的阈值 θ_0 时,设定两个节点相连,用“1”来表示;当相关系数 ρ_{ij} 小于某个设定的阈值 θ_0 时,设定两个节点不相连,用“0”来表示,由此构造出一个无权无向的股票市场复杂网络,用公式表示为:

$$b_{ij} = \begin{cases} 1, & |\rho_{ij}| \geq \theta_0 \\ 0, & |\rho_{ij}| < \theta_0 \end{cases} \quad (4)$$

由此我们得到了由矩阵 $\{b_{ij}\}$ 表示的股票市场网络,其中矩阵 $\{b_{ij}\}$ 由数字“0”表示两个股票没有连接,数字“1”表示两个股票存在连边。就此,股票市场的网络搭建完成,我们通过研究其复杂网络基本统计性质,理解其金融学意义;同时,通过人为地改变一些变量,研究网络在收到冲击和破坏时的性质,从而提出相关的政策建议。

(二) 实证结果分析

1. 相关系数的描述性统计。在用上文的方法构建了上证 180 成分指的日对数收益率相关系数矩阵之后,我们先对上证 180 成分指股票之间的相关系数作简单的描述性统计,结果如表 1。

表 1 上证 180 成分指及各市场板块描述性统计表
Table 1 Descriptive Statistics for Stock Markets and SSE 180 Index

板块/指数	最小值	最大值	均值	中位数	标准差
上证 180 成分指	-0.256	0.874	0.366	0.380	0.141
上证 A 股	-0.127	0.928	0.417	0.443	0.152
深圳主板 A 股	-0.138	0.881	0.357	0.367	0.158
中小板	-0.078	0.829	0.376	0.389	0.140
创业板	0.025	0.787	0.410	0.424	0.129
S&P 500	-0.067	0.878	0.342	0.336	0.124

从上述统计结果中,我们可以看到,相比于上证 180 网络,中小板和创业板网络表现出更高的相关性,其中创业板的相关系数均值超过 0.400;相比于美股市场 0.342 的均值,A 股市场各市场板块的均值均高于美股市场。总体而言,中国整个 A 股市场表现出较强的同涨同跌的现象,这从一个侧面反映了我国目前金融市场尚不成熟,占比较高的散户投资者缺乏判断,跟风现象较为严重。接下来,我们将以上证 180 成分指为研究对象,对 A 股股票网络结构作进一步的分析。

2. 相关系数阈值的确定。在最小阈值法下,阈值的确定是网络构建的关键。当阈值过小时,节点之间连边过多,不利于分析整个网络的性质,也不易比较不同板块网络之间的差异性;而阈值

过大时,节点之间连边太少,整个网络连通性差,同样不利于分析网络特征。因此,选取一个合理的阈值是股票市场网络构建的基础。

我们针对所选取的上证 180 成分指股票之间的相关系数,求出相关系数的概率密度分布,得到图 1(频数分布直方图)。

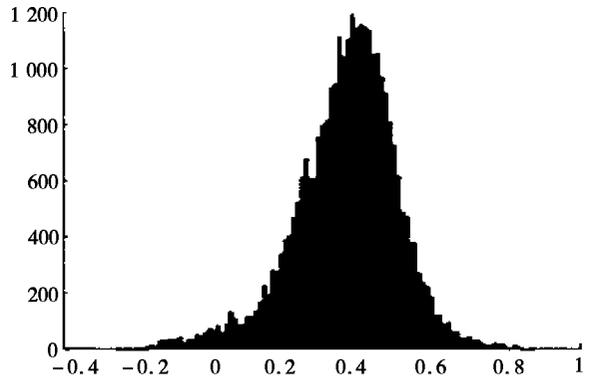


图 1 上证 180 成分指相关系数频数分布直方图
Fig. 1 A Histogram for Correlation Coefficient of SSE 180 Index in Frequency

从图 1 可以看到,上证 180 成分指的相关系数分布呈现出一个明显单峰,且聚集在 $[0.3, 0.5]$ 的区间中。基于上证 180 成分指相关系数的分布情况,我们分别取 0.35、0.40、0.45 和 0.50 作为阈值进行分析,得到的结果如表 2 所示。

表 2 不同阈值下网络疏密状况

Table 2 Statistics for Network Topology of SSE 180 Index and S&P 500

阈值	节点数	连边数	平均度	聚类系数
0.35	168	16666	95.234	0.832
0.40	165	12536	71.634	0.798
0.45	157	7688	43.931	0.729
0.50	142	3960	22.629	0.694

由于我们是想得到 A 股网络中相对较强的相关关系,因此阈值的选取应在尽可能包含更多网络信息的情况下,选择一个相对较高的阈值。从表 2 可以看到,上证 180 成分指的网络中,当阈值从 0.45 变为 0.50 时,网络的节点数、连边数、平均度以及聚类系数均下降较多。因此对于上证 180 成分指网络,我们选择 0.50 作为其网络的阈值。

3. 网络拓扑特征统计量。在确定了阈值之

后,我们利用公式(4)对上证 180 成分指网络进行处理,将相关系数矩阵中小于等于 0.50 的值设为“0”,大于 0.50 的值设为“1”,构建一个新矩阵。其中“0”表示两只股票之间没有连边,“1”表

示两只股票之间有连边。为了直观地感受网络的连接情况,我们利用 Ucinet 软件将构建的矩阵网络可视化,如图 2 所示。图中节点的大小表示度的大小,度越大的节点在图上的点越大。

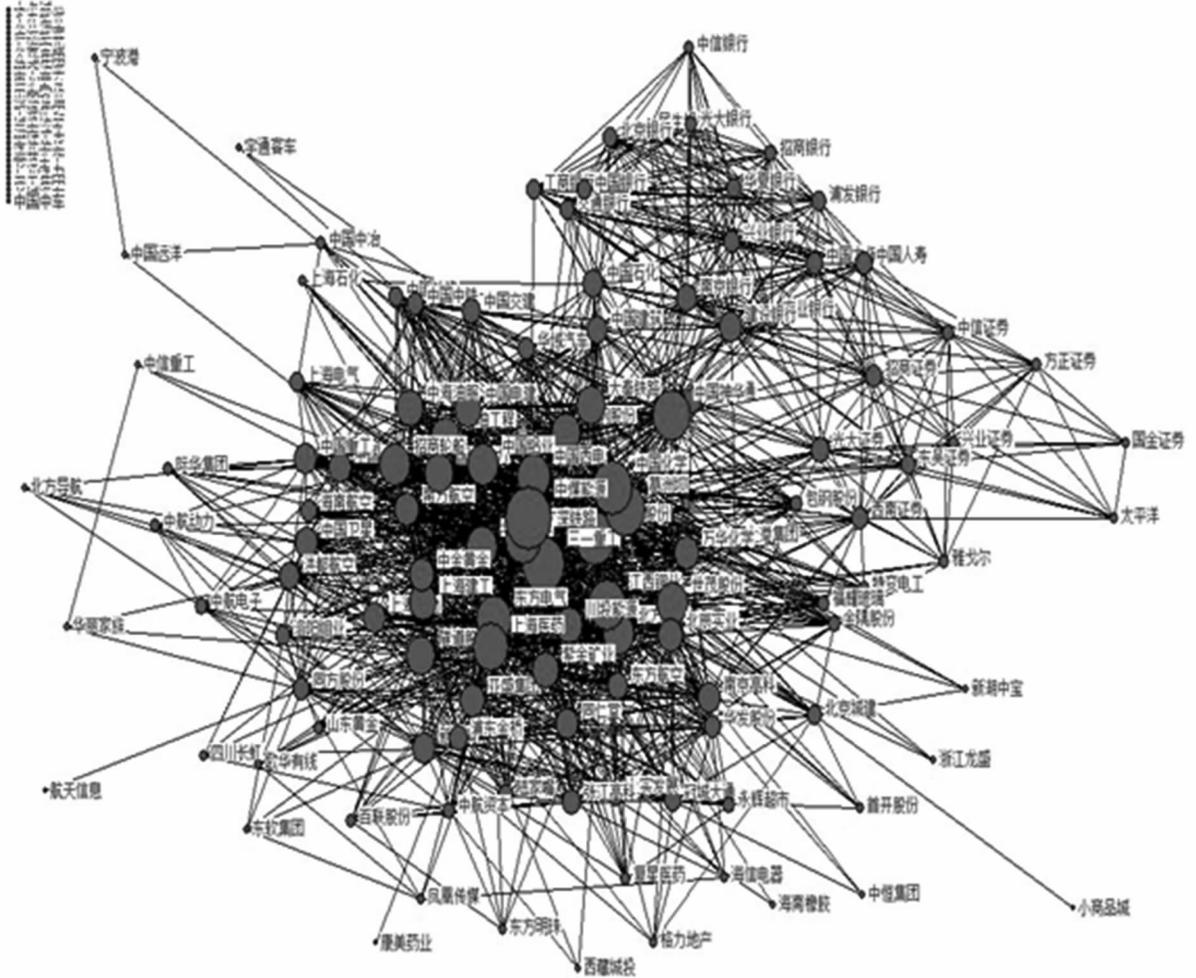


图 2 上证 180 成分指网络

Fig.2 Structure Diagram of SSE 180 Index

从图 2 中,我们可以直观地看到在 0.50 的阈值下,上证 180 成分股网络呈现出比较密集的网络连接结构。其中,能源、金属、有色等行业的股票呈现出较高的连接度,在图中表现为比较大的节点,如中煤能源、中海油服、东方电气、北方稀土、紫金矿业等股票,是网络中较为关键的节点,对于整个网络价格的传导、信息的传播有着重要作用。

我们选取的上证 180 成分指股票中共计 175 只股票,在 0.50 的阈值条件下,网络中的节点共 142 个,连边(度)为 3,960,网络中的连接较为紧密。网络的平均度为 22.629,即网络中平均一个节点有 22.629 条连边,反映了上证 180 网络的相

关性较强,一个个股的波动平均与 22.629 只股票有较强关联。

聚类系数是反映网络结构的另一个较好的指标,反应网络中节点的聚集程度^[9]。在上证 180 网络中,我们观察到网络有一个较大的聚类系数 0.694,即平均来说,与网络中某个节点相邻的任意两个点有 69.4% 的概率是互相连接的。另外,网络有一个较小的平均路径长度 1.923,即网络中任意两个节点之间的平均距离是 1.923。从这些拓扑特征统计量中,我们也可以看到,上证 180 成分指网络内部节点相关性较高,表现出比较强的同涨同跌性。

为了更好地反映目前我国 A 股市场复杂网

络的结构,我们选取 S&P500 成分指进行比较分析。在相同的时间段内,我们从美股 S&P500 成分指中随机选取 180 只覆盖各行各业的个股,以 0.5 为阈值做相同的处理,从而计算得到 S&P500 成分指样本网络的拓扑特征统计量如表 3。

表 3 S&P 500 样本网络及上证 180 网络
拓扑特征统计量

	S&P 500 样本网络	上证 180 网络
节点数	176	175
连边数	2932	3,960
平均度	16.659	22.629
聚类系数	0.757	0.694
平均路径长度	1.882	1.923

从表 3 的统计结果可以看出,相比于上证 180 网络,S&P 500 作为成熟市场网络在连边数、平均度以及平均路径长度上,均小于上证 180 网络;同时,S&P 500 表现出更高的聚类系数,具有更明显的“小世界”特性。整体而言,上证 180 网络比 S&P500 网络表现出更强的相关性,这也反映了我国 A 股市场的成熟。

接下来,我们将分析验证上证 180 成分指网络是否具有发达国家成熟股票市场的小世界特性和无标度特性。

4. 网络特性分析。(1) 小世界特性。Watts 等提出复杂网络的小世界网络模型,合理地反映了介于规则网络和随机网络之间的网络统计特性^[10]。相比于规则网络(较大的平均路径长度和较小的聚类系数)以及随机网络(较小的平均路径长度和较小的聚类系数),如果一个网络具有“小世界”特性,其典型的表现表现为网络规模较大、节点较多,连边较多,但是网络的平均路径较小而聚类系数较大。换句话说,网络中的任意两个节点可以很“方便”地连接。分析股票网络的小世界特性,可以看出个股之间的信息以及风险的传递是否顺畅,对于市场的研究以及股票投资组合的构建有积极意义。

我们对上证 180 成分指网络中节点间的路径长度进行分析,结果如表 4。

平均路径长度小表示网络中任意两个节点可以很方便地连接。在股票网络中,路径长度的实

表 4 上证 180 成分指网络节点路径分析

Table 4 Regression Analysis for Degree Distribution of the Network

路径长度	频次	比例
1	4,527	15.1%
2	23,241	77.6%
3	2,164	7.2%
4	20	0.1%
平均路径长度	1.923	

际金融意义表示,在股票网络中任意一只股票的涨跌很容易影响网络中其它任意一只股票的涨跌、个股之间的信息以及风险的传递顺畅。在表 4 的分析结果我们可以看到,上证 180 成分指网络在 0.5 的阈值下共有 142 个节点,其中两个节点间路径为 1 的节点共有 4,527 对,路径为 2 的节点共有 23,241 对,路径为 3 的节点共 2,164 对,而路径为 4 的节点仅 20 对,整个网络的平均路径长度为 1.923,即平均来说,网络中任意一个节点可以通过 1.923 条连边影响到另一个节点。

其次,我们对网络中节点的聚类系数进行分析,结果如表 5。

表 5 上证 180 成分股网络聚类系数分析

Table 5 Top 20 Stocks of SSE 180 Index in Degree

序号	股票名称	聚类系数 C_i
1	宇通客车	1.000
2	国金证券	1.000
3	中恒集团	1.000
4	浙江龙盛	1.000
5	北方导航	1.000
6	西藏城投	1.000
7	宁波港	1.000
8	中国国航	1.000
9	海南橡胶	1.000
10	中信银行	1.000
11	中国铁建	0.981
12	上海石化	0.956
13	民生银行	0.947
14	招商银行	0.947
15	太平洋	0.945
...
132	中国神华	0.406
133	中煤能源	0.395
134	中信重工	0.333
135	中国远洋	0.333
136	凤凰传媒	0.333
网络平均聚类系数		0.694

可见网络具有较大的聚类系数。其中有 10 个节点的聚类系数达到了 1.000,也就是说,与这些股票相连的所有节点也都互相连接,整个网络的平均聚类系数达到了 0.694,网络内部节点间互相连接紧密。

从上面的结果来看,上证 180 成分指网络具有较小的平均路径长度和较大的聚类系数,具有比较明显的“小世界效应”。

(2)无标度特性。设网络中各个节点的度的分布服从分布函数 $f(k)$,它表示网络中任意一个节点的度正好为 k (即恰巧与 k 条边相连)的概率。 $f(k)$ 即为网络的度分布,其等于网络中度为 k 的点占所有节点个数的比例。若 $f(k)$ 可以近似为一个幂函数,我们即称网络中的节点度服从幂率分布,用公式表示为(其中 γ 为幂律指数):

$$f(k) \propto k^{-\gamma} \quad (5)$$

度分布在对数坐标系下,可以用一条直线拟合:

$$\ln(f) = -\gamma \ln(k) + c \quad (6)$$

为了验证上证 180 成分指网络的无标度特性,我们对网络的度分布进行刻画,并在双对数坐标系下表示,结果如图 3。

回归分析的统计结果如表 8。

从图 3 以及表 8 中我们可以得出,在双对数坐标系下,在 99% 的置信水平下,上证 180 成分指网络的度分布近似为一条直线:

表 6 网络度分布回归分析结果

Table 6 Randomly Selected 20 Stocks of SSE 180 Index

变量	系数	标准误	t 统计值	P-value
$\ln(k)$	-0.321	0.069	-4.653	2.042E-05
常数项	-3.183	0.232	-13.737	1.405E-19
拟合度	0.279			

$$\ln(f) = -0.32\ln(k) - 3.18 \quad (8)$$

其中幂率指数 γ 为 0.32,上证 180 成分指在阈值为 0.50 时股票节点的度分布服从幂率分布,网络表现出无标度的特性,网络连接表现出“马太效应”,强者更强,即新进入市场的股票更容易受到网络中度较大的 Hub 节点的影响。Hub 节点的股票价格的波动对整个证券网络市场行情的稳定性有着重要影响。

接下来,我们将探讨当网络中的某些节点遭受到“攻击”时,网络结构的变化情况。

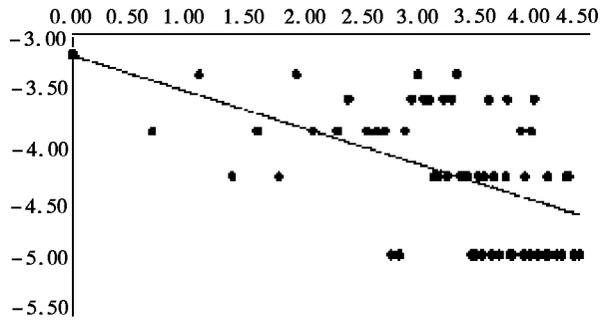


图 3 双对数坐标系下上证 180 成分股网络度分布曲线

Fig. 3 The log - log Degree Distribution of SSE 180 Index Network

三、网络攻击模拟与稳定性分析

上文已经提到,随着我国股票发行注册制的临近,注册制将带来大批量的企业涌入资本市场,与之俱来的则是退市制度的进一步完善。以美国成熟股票市场为例,Nasdaq 每年约有 8% 的公司退市,纽交所每年约有 6% 的公司退市,由于退市企业和 IPO 企业数量相当,近几年纽交所的上市企业数量稳定在 2000 家上下^[7]。反观中国,自 2000 年以来,退市比例不超过 3%,而因业绩原因退市的不足 2%。随着股票发行注册制的完善,股票市场的供给将会逐步放开,可以预见,退市制度将进一步跟进完善,退市率将逐步提高,向成熟市场靠拢。

另外,2015 年 7 月至 8 月期间,我国 A 股市场出现的大面积停牌现象暴露了我国股票市场停牌的不规范性。股票的不规范停牌,使得投资者不能进行交易,股票的流动性消失。2016 年 6 月,中国第三次冲击 MSCI 指数失败,国际投资者还在观望交易所停牌新规的实施情况。

股票退市与停牌相似,均在网络中表现为股票节点的消失,所有与之连接的连边也不再存在。我们将对网络的攻击定义为移除网络中得部分节点,研究网络中某些节点消失之后股票网络结构的变化。

我们将上证 180 成分指网络中的节点按度的值从大到小排列,排名前二十的股票如表 7 所示。

(一) 随机攻击

在随机攻击的情景下,我们随机从上证 180 成分指网络中抽取 20 只股票(如表 8 所示),可以看到,随机抽取的股票节点分布在各个行业,度

表 7 上证 180 成分股网络度值前 20 的股票
Table 7 Statistics for Network Topology after Random Attacks

序号	股票代码	股票名称	度
1	601898.SH	中煤能源	82
2	600031.SH	三一重工	78
3	600068.SH	葛洲坝	75
4	601117.SH	中国化学	75
5	600005.SH	武钢股份	73
6	601088.SH	中国神华	73
7	600362.SH	江西铜业	70
8	601607.SH	上海医药	67
9	601333.SH	广深铁路	63
10	600875.SH	东方电气	62
11	600011.SH	华能国际	62
12	601179.SH	中国西电	61
13	600823.SH	世茂股份	57
14	600111.SH	北方稀土	55
15	601006.SH	大秦铁路	55
16	600019.SH	宝钢股份	55
17	601600.SH	中国铝业	55
18	600023.SH	浙能电力	54
19	601872.SH	招商轮船	54
20	600027.SH	华电国际	54

的值的的大小各有不同。我们将这 20 只股票从网络中移除。

在移除了随机挑选的 20 只股票(随机攻击情景)后,我们对网络重新作上述的分析,网络示意图如图 4 所示,我们可以直观地看到,相比于最初的网络,受到随机攻击后的网络集中度有所降低,变得相对更分散了。

在随机移除网络中的 20 个节点之后,我们对网络的拓扑特征统计量进行计算,结果如表 9。

表 9 “随机攻击”情形下网络拓扑特征统计量
Table 9 Statistics for Betweenness under Different Situations

	正常网络	随机攻击
节点数	142	121
连边数	3960	3112
平均度	22.629	20.077
聚类系数	0.694	0.713
平均路径长度	1.923	1.927

从表 9 的结果中我们可以看到,相比于正常网络,随机移除了网络中 20 个节点之后,网络中的连边数有较大程度的减少,而平均度降低了约 10%,从 22.629 下降为 20.077;网络的聚类系数和平均路径长度没有太大程度的变化,聚类系数略微上升,从 0.694 上升至 0.713,平均路径长度小幅上升,从 1.923 上升至 1.927,网络的“小世界特性”更加明显了。

(二)蓄意攻击

我们再来看一下网络在“蓄意攻击”的情形下的情况。所谓“蓄意攻击”是指,移除网络中最有影响力(度值最大)的 20 个节点,在现实金融市场中表现为这些股票的退市或较长时期的停牌。我们来看一下网络会发生怎样的变化。

首先,我们通过数据软件画出遭受蓄意攻击之后的网络的形态,如图 5 所示。

从图 5 中我们可以看到,在蓄意攻击的情形下,网络内部连接的紧密度变得更加松散。并行程了几个小的团簇,在团簇内部连接较为紧密,而团簇之间连接较为稀疏。

同样,我们也对受到“蓄意攻击”之后的网络拓扑特征量作计算分析,并将结果与正常网络和随机攻击情形下的网络做对比,结果如表 10。

表 8 上证 180 成分股网络 20 只随机选取的股票
Table 8 Statistics for Network Topology after Targeted Attacks

序号	股票代码	股票名称	度
1	600011.SH	华能国际	62
2	600023.SH	浙能电力	54
3	600048.SH	保利地产	20
4	600104.SH	上汽集团	10
5	600150.SH	中国船舶	29
6	600219.SH	南山铝业	43
7	600332.SH	白云山	7
8	600406.SH	国电南瑞	19
9	600535.SH	天士力	13
10	600585.SH	海螺水泥	27
11	600649.SH	伊利股份	1
12	600690.SH	青岛海尔	5
13	600717.SH	天津港	18
14	600837.SH	海通证券	21
15	601336.SH	新华保险	14
16	601111.SH	中国国航	4
17	601318.SH	中国平安	35
18	601688.SH	华泰证券	28
19	601857.SH	中国石油	44
20	601929.SH	吉视传媒	1

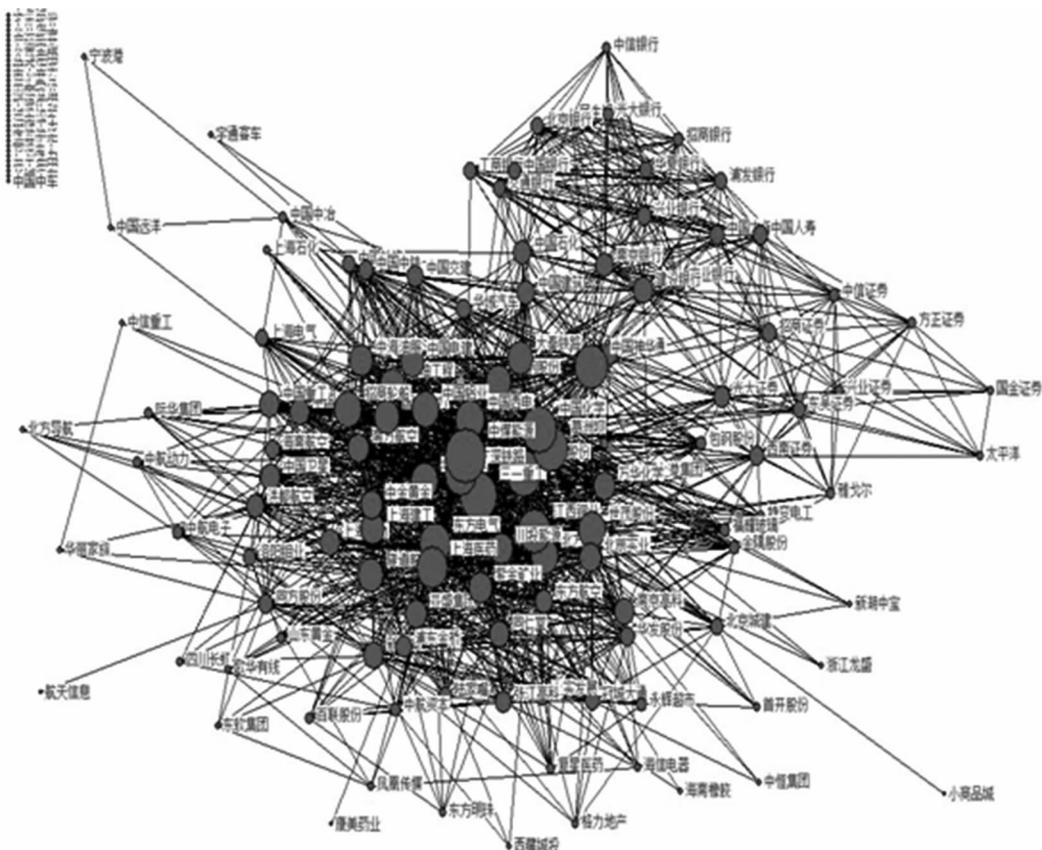


图 4 随机攻击后上证 180 成分指网络示意图

Fig. 4 Structure Diagram of SSE 180 Index after Random Attacks

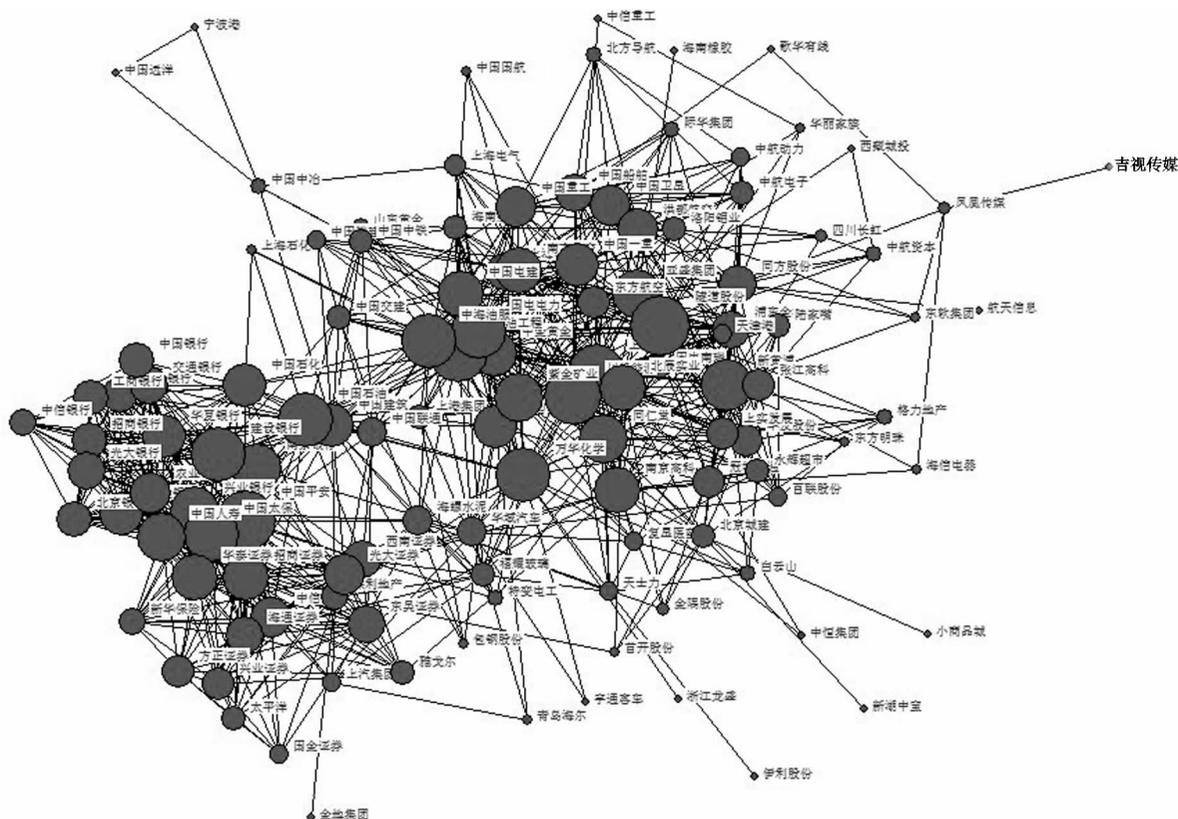


图 5 蓄意攻击后上证 180 成分指网络示意图

Fig. 5 Structure Diagram of Shanghai Stock Exchange 180 Index after Targeted Attacks

表 10 “蓄意攻击”情形下网络拓扑特征统计量

Table 10 Top 12 Stocks in Betweenness under Different Situations

	正常网络	随机攻击	蓄意攻击
节点数	142	121	121
连边数	3960	3112	1778
平均度	22.629	20.077	11.471
聚类系数	0.694	0.713	0.584
平均路径长度	1.923	1.927	2.012

从表 10 的结果中我们可以看到,相比于正常网络,随机攻击情形下网络的平均度、聚类系数和平均路径长度没有太大变化,连边数略有下降。而在“蓄意攻击”的情形下,情况大不相同。在移除了网络中连接度最高的 20 个节点之后(股票退市或较长时间的停牌),网络的连边数由 3960 下降至 1778,减少了 55.1%;同时,网络的平均度从 22.629 降至 11.471,减少了 49.3%,网络连接的紧密性显著降低;聚类系数也有所下降,从 0.694 降至 0.584;而平均路径长度基本不变,略有上升,从 1.923 变化为 2.012。

另外,我们从直观的网络图中注意到,在“蓄意攻击”的情形下,网络出现了较明显的几个团簇,团簇内部联系较为紧密,团簇之间联系较为稀

疏。为了更好地研究网络的稳定性,我们对网络中节点的介数(Node Betweenness)进行分析比较,结果如表 11。

在三种情况下,网络节点介数值排名前 15 位的股票与其对应的点介数值如表 12。

表 11 不同情形下网络节点介数统计

Table 11 Statistics of network nodes in different situations

	正常情况	随机攻击	蓄意攻击
平均值	86.484	69.794	108.243
中位数	35.918	21.247	50.347
最大值	778.107	736.175	723.309
最小值	0.143	0.125	0.393

从表 11 的统计结果中我们可以看到,相比于正常网络和随机攻击,蓄意攻击之后的网络节点介数的平均值和中位数,明显变大。平均值由原来的 86.484 变化为 108.243;中位数由 35.918 变化为 50.347。这与我们前面从网络图中观察到的现象是相符合的,网络中形成了小的团簇,网络中通过某些节点的最短路径数目占整个网络的最短路径数目的比例提升,这些节点的重要性提升。同时换个角度来说,网络的稳定性更依赖于这些介数较大的节点,网络变得更“脆弱”了。

表 12 不同情形下介数排名前 15 位的股票节点

Table 12 Top 12 Stocks in Betweenness under Different Situations

序号	正常情况	随机攻击	蓄意攻击			
1	中煤能源	778.107	中煤能源	736.175	海油工程	723.309
2	中国神华	735.636	中国神华	584.233	中国石油	714.631
3	三一重工	522.707	三一重工	371.588	南京高科	685.113
4	葛洲坝	484.136	江西铜业	345.006	万华化学	537.67
5	中国化学	458.357	葛洲坝	344.948	同方股份	405.975
6	上海医药	453.762	上海医药	315.604	中国建筑	386.898
7	江西铜业	448.086	中国化学	314.77	亚盛集团	329.869
8	武钢股份	307.832	武钢股份	276.867	隧道股份	301.256
9	东方电气	284.819	东方电气	217.105	北京城建	271.447
10	中国石油	219.429	招商轮船	192.726	新黄浦	253.999
11	招商轮船	218.36	光大证券	177.538	中海油服	252.555
12	万华化学	214.818	同方股份	171.184	南京银行	240.466
13	光大证券	211.454	世茂股份	152.632	中国电建	240.431
14	同方股份	204.352	隧道股份	139.227	中国中冶	238.744
15	世茂股份	200.541	北京城建	137.67	川投能源	219.419

再看表 12 的统计结果。在随机攻击的情形下,介数前 15 位的股票节点与正常情况下基本相似,且主要集中在能源、金属等重工业领域。而由于这些重要的节点本身度比较大,在“蓄意攻击”的情形下已经被移除,因而我们看到,在蓄意攻击之后的网络中,介数排名前 15 位的节点与之前的两种情况有较大的差别。且总体来说,蓄意攻击前 15 位节点的介数明显高于前面两种情况,换句话说,蓄意攻击后的网络的稳定性“更依赖”于这 15 个节点,网络的稳定性降低。

四、总结

本文运用复杂网络的分析方法,通过阈值法对上证 180 成分指股票进行了网络的构建以及网络拓扑特征量的计算分析。本文的研究结果发现,在 0.50 阈值条件下,2014 年至 2015 年两年的时间窗口内,网络的平均度达 22.63,平均聚类系数为 0.69,平均路径长度为 1.92。总体而言,上证 180 成分指网络内部连接紧密,内部股票表现出较高度度的同涨同跌性。

同时,上证 180 成分指网络呈现出较高的聚类系数和较小的平均最小路径,表现出小世界特性;网络节点的度分布在 99% 的显著性水平下服从幂率分布,网络表现出较明显的无标度特性。本文还研究了网络在受到不同情况的攻击之后的结构变化,以更好地研究网络的稳定性。通过随机移除网络中的 20 个节点(随机攻击),和有选择性地移除网络中度值前 20 的股票节点(蓄意

攻击),探讨网络形态结构的变化。本文的研究结果发现,上证 180 网络应对随机攻击有较强的抵抗力,在随机攻击之后网络的结构没有很大程度的改变,网络整体依然保持比较紧密的连接;而另一方面,上证 180 成分指网络对蓄意攻击表现出一定的脆弱性,在受到蓄意工攻击的情景下,网络的结构发生了较大的改变。网络的连边和平均度大大减少,同时网络的节点介数增加,网络变得更加脆弱,整个网络的结构及连通性发生较大的变化。

用复杂网络的方法研究股票市场结构危机对股票市场网络稳定性的影响,给我们的政策监管层带来了新的思路:

首先,从救市的角度来说,政策的制定者和监管方应该重点考虑向那些网络中度值较大、聚类系数较高的的个股注入流动性。这类股票在整个网络中具有较大的影响力,它们的涨跌能更有效地带动整个市场的走势变化,使得政策的落实更加迅速、有效。

其次,作为政策的监管方来说,随着退市制度和停牌制度的完善,一些影响力不大的股票节点,它们退市或停牌,不会对整个股票网络造成非常剧烈的影响;监管层应该将有限的资源和精力放在重点关注网络中关键节点公司的安全上,它们的退市或停牌会给整个市场带来较为重大的影响,这对于维护股票市场的稳定性起着至关重要的作用。

参考文献:

- [1] Allen F, Gale D. Financial contagion[J]. Journal of Political Economy, 2000,108(1):1-33.
- [2] Gai P, Haldane A, Kapadia S. Complexity, concentration and contagion[J]. Journal of Monetary Economics, 2011,58(5):453-470.
- [3] 周再清,谭盛中,王弦洲.我国银行间市场传染性的风险测试[J].统计与决策,2008(16):45-46.
- [4] Boginski V, Butenko S, Pardalos P M. Statistical analysis of financial networks[J]. Computational Statistics & Data Analysis,2005,48(2):431-443.
- [5] Arora N, Narayanan B, Paul S. Financial influences and scale-free networks[J]. Computational Science, 2006(3):16-23.
- [6] Chi K T, Liu J, Lau F C M. A network perspective of the stock market[J]. Journal of Empirical Finance, 2010,17(4):659-667.
- [7] 鲁巍巍,林正春.基于复杂网络理论的沪深 A 股分析[J].科学技术与工程,2009(11):2859-2863.
- [8] 刘晓霞,王卫华.上海证券市场股票网络的复杂网络特性研究[J].武汉理工大学学报,2012,34(5):642-645.
- [9] 汪小帆,李翔,陈关荣.网络科学导论[M].北京:高等教育出版社,2013.
- [10] Watts D J, Strogatz S H. Collective dynamics of 'small-world' networks[J]. Nature, 1998,393(6684):440-442.

The Complex Network Structure and Stability of China's A-share Stock Market

NIU Xiaojian¹, LUO Xifeng²

(1. School of Economics, Fudan University, Shanghai 200433, China;
2. Guanghua School of Management Peking University, Beijing 100871, China)

Abstract: With the application of the Complex Networks Theories, this thesis analyzes the structure and characters of China's A-share stock market from a relatively new angle. Based on the most recent trading data in the A-share market from 2014 to 2015, this thesis selects the stocks from SSE 180 Index constituents as samples and builds up a stock network. With China accelerating its pace of opening financial markets, this thesis analyzes the structure of China's A-share market under different situations of attacks by calculating several typical network topology characteristics and offers suggestions to regulatory from new perspectives.

Keywords: Complex Networks; A-share Stock Market; System Stability

(责任编辑:沈建新)

(上接第 29 页)

参考文献:

- [1] 卞建林,王肃元. 刑事诉讼法修改问题与前瞻[M]. 北京:北京大学出版社,2010:86-89.
- [2] 汪海燕. 我国刑事诉讼模式的选择[M]. 北京:北京大学出版社,2012:68.
- [3] 王志亮. 刑法学研究[M]. 北京:中国法制出版社,2013:32-36.
- [4] 陈卫东. 刑事诉讼制度论[M]. 北京:中国法制出版社,2011:52-56.

Moral Damage Compensation in Civil Suit Collateral to Criminal Proceedings

YAN Aibing

(Office of Academic Affairs, Yancheng Political Legal Cadre School, Yancheng Jiangsu 224001, China)

Abstract: It is the sacred obligation of our law to protect the moral rights of citizens from assaults. The recognition and support of moral damage is valid in civil law, but void in civil suit collateral to criminal proceedings. The law of moral damage compensation must strike a balance between the right of the aggrieved party and the obligation of the injuring party. We must consider the victim's degree of injury and situation of the injuring party in order to decide the aggregate amount of compensation in our juridical practice. The establishment of moral compensation system requires the amendment of existing judicial interpretation, giving the victim the right to choose the procedure, improving the state compensation system, providing more reliable and humane legal protection for the aggrieved party.

Keywords: civil suit collateral to criminal proceedings; aggrieved party; moral compensation

(责任编辑:沈建新)