

基于复杂网络的新冠疫情下股票市场波动模型研究

吴 婕 许忠好* 翟心彤

(华东师范大学统计学院, 上海, 200062)

摘 要: 新冠疫情对金融系统造成巨大冲击, 其中股票市场是中国金融市场风险的主要传染源之一. 本文基于复杂网络研究股票市场波动性, 提出将关节点定向攻击的方法运用于股票网络, 主要思想是以迭代的方式删除最易受攻击的关节点, 这些点的删除会增加最多网络中连通分支的数量, 最终得到维持网络稳定的核心稳定性结构. 文章基于已实现波动率和阈值法构建删减股票网络, 将研究周期分为平稳发展期和风险波动期, 对比分析其拓扑性质, 通过中心性指标和关节点定向攻击挖掘出需重点监控的股票, 以防止风险的大规模传播或并发性风险的发生, 有助于监管者维护金融市场平稳运行.

关键词: 阈值模型; 重要节点; 关节点; 网络分解

中图分类号: O212.1

英文引用格式: WU J, XU Z H, ZHAI X T. Research on the model of the stock market volatility during COVID-19 period based on complex networks[J]. Chinese J Appl Probab Statist, 2022, 38(4): 603-616. (in Chinese)

§1. 引 言

新冠肺炎疫情的突然爆发, 导致世界经济受到严重打击, 股市波动剧烈. 美股在3月断断续续爆发了4次熔断, 欧洲股市进入了全线下跌的局面, 中国股市也不可避免地出现持续跳崖式下跌. 股票市场是中国金融市场风险的主要传染源之一, 控制股票市场的风险传播, 维持股票市场稳定, 对整个金融市场都有重要意义.

复杂网络是研究复杂系统的重要工具. 人类的生产和生活中的复杂系统包括生态系统、动物群体社会关系、大型电力系统、5G网络等等. 对复杂网络的研究源于20世纪60年代, 两位匈牙利数学家Erdős和Rényi^[1]开创了随机图理论的系统性研究. 在这之后, 1998年Watts和Strogatz^[2]提出了小世界网络模型, 1999年Barabási和Albert^[3]提出了无标度网络模型, 复杂网络所具有的小世界特征和无标度性质得以阐释, 复杂网络模型更贴近于现实. 应用复杂网络对现实中的系统建模, 有效地反映了复杂系统的特性.

股票市场是具有高维性的复杂系统, 随着复杂网络理论及其实际应用的日渐丰富, 越来越多的学者开始将复杂网络应用到股票市场的研究当中, 更有效地挖掘股票市场的风险特征进而更好地管理金融风险. 早在1999年, Mantegna^[4]就将复杂网络运用在标普500

*通讯作者, E-mail: zhxu@sfs.ecnu.edu.cn.

本文2021年5月28日收到, 2021年9月14日收到修改稿.

股票数据上,他从投资组合的所有股票对之间的相关系数矩阵开始,构建了金融市场中交易股票的网络层次结构并进行聚类等级分析.之后学者又对股票网络的构建删减方法做了大量研究,在股票网络构建中,一般选取股票为节点,股票之间相关性为边,其中,2014年张来军等^[5]提出的以皮尔逊相关系数为测度工具的复杂网络模型常被用于股票网络分析.1998年 Andersen 和 Bollerslev^[6]研究发现波动率模型的准确性,2002年 Kim 等^[7]首次提出依据股票价格波动率定义股票之间的相关性,其结果反映了波动率网络对金融系统的适应性,在2006年, Bollerslev 等^[8]通过高频数据构建网络,进一步研究了波动率网络的准确性.2020年刘广等^[9]依据股票的价格收益率为基础定义股票之间的相关性,得到了收益率网络,并研究网络的结构特征.在研究股票风险特征方面,波动率网络的应用更为广泛.股票网络的删减方法包括2003年 Onnela 等^[10]提出的最小生成树 (MST, minimal spanning trees), 2005年 Boginski 等^[11]提出的阈值法 (TN, threshold network), 2005年 Tumminello 等^[12]提出的平面最大过滤图 (PMFG, planar maximally filtered graph), 以及2016年邱路等^[13]提出的差分网络 (differential network). 2015年马骏^[14]在研究股票市场复杂网络性质时发现,基于皮尔逊相关系数和阈值法构建的股票网络是较有效的网络构建缩减方法,可以反映股票网络的拓扑性质变化.

节点是复杂网络的重要构件,挖掘网络中具有特殊作用的节点是复杂网络研究中的基础问题.在股票网络中,通过研究特殊节点对应股票的属性和企业发展背景,可以提出有针对性的策略来管控金融风险.大量实证研究对股票网络的中心性较大的节点做过分析,其中,2007年赫南等^[15]通过度中心性、介值中心性、接近中心性、特征向量中心性,挖掘网络中的各类重要节点,探究节点的重要性.2018年,赵正旭等^[16]选取了拓扑指标平均路径长度、聚类系数、网络结构熵分析网络的内在结构.2019年宁瀚文和屠雪永^[17]对不同时期股票市场研究分析其中心节点,以及中心节点所在行业的变化,提出在市场动荡时分散化投资的建议.此外,2017年 Tian 等^[18]提出关节点定向攻击 (APTA, articulation point-targeted attack) 逐步剥离网络关节点 (AP, articulation point) 的方法,这种方法被运用到不同的图网络中,得到网络的关节点以及残余巨型双连通分量 (RGB, residual giant bicomponent), 关节点包含了并不处在网络中心位置的节点,而这些节点,具有维持网络稳定的关键作用.

基于此,本文构建了皮尔逊相关系数为测度工具的股票波动率网络,选用阈值法缩减网络,保留更多重要网络信息利于后续网络分解探索,选取平均路径长度、聚类系数、网络结构熵等拓扑指标多角度分析对比不同波动周期股票波动率网络的内在结构和特征.

本文的主要贡献在于:将关节点定向攻击逐步剥离网络关节点的方法应用于股票网络,挖掘出中心性不大但具重要作用的关节点,揭示不同时期下股票网络中易受风险冲击的节点变化;得到了股票波动率网络的残余巨型双连通分量,揭示了股票网络的稳定性结构.本文的研究对于有效管控金融风险,避免风险大范围传播,减少股票市场风险对经济发展的负面影响有着重要作用.

§2. 理论模型

本文首先通过已实现波动率来计算各只股票的波动率水平, 其次利用皮尔逊相关系数度量每对股票之间的相关性, 然后利用阈值法构建网络模型, 最后根据关节点定向攻击方法逐步分解网络.

1) 已实现波动率

波动率衡量股票价格的不确定性. 在金融风险管控方面, 波动率指标比收益率指标更能反映风险传播机制. 本文采用已实现波动率^[6]的方法估计高频交易数据的波动率. 设股票 i 在日内 5 分钟的收盘价为 $P_i(t)$, 则日内 5 分钟的对数收益率为

$$R_i(t) = \ln(P_i(t)) - \ln(P_i(t-1)), \quad (1)$$

已实现波动率定义为

$$RV_i(T) = \sum_{t=1}^m R_i^2(t), \quad (2)$$

其中 m 为将一天划分为 $[t-1, t]$ 时间长度的观察次数, $RV_i(T)$ 即为股票 i 在第 T 天的已实现波动率.

2) 皮尔逊相关系数

皮尔逊相关系数^[5]是衡量两个随机变量之间线性相关关系的度量. 本文采用皮尔逊相关系数度量股票之间的相关性, 计算公式为

$$\rho_{ij} = \frac{\sum_{T=1}^d (RV_i(T) - \overline{RV_i})(RV_j(T) - \overline{RV_j})}{\sqrt{\sum_{T=1}^d (RV_i(T) - \overline{RV_i})^2 \sum_{T=1}^d (RV_j(T) - \overline{RV_j})^2}}, \quad (3)$$

其中 $\overline{RV_i} = d^{-1} \sum_{T=1}^d RV_i(T)$, $\overline{RV_j} = d^{-1} \sum_{T=1}^d RV_j(T)$, d 是周期天数.

3) 阈值法

阈值模型是由 Watts 和 Strogatz^[2] 最早提出, 其在股票网络研究中应用十分广泛. 在股票复杂网络中, 阈值法的思想是指当两只股票的相关系数大于所设的阈值时, 则在这两只股票之间添加连边, 因此, 本文中股票网络的生成与阈值的大小密切相关.

4) 网络拓扑性质

平均路径长度

基于不同选取边及其权重方法构建的网络, 平均路径长度代表的具体含义不同, 在本文构建的股票波动率网络中, 平均路径长度反映网络整体的股价波动传播效率. 两个节点之间的路径长度 L_{ij} 表示节点 i 到节点 j 至少需要经过的节点数, N 表示网络中所有节点的数量. 平均路径长度 L 定义为网络中所有节点对之间的平均最短距离^[16], 计算公式为

$$L = \frac{2}{N(N-1)} \sum_{i < j} L_{ij}. \quad (4)$$

聚类系数

网络中节点的聚类系数描述的是节点的邻居节点之间相互联系的紧密程度, 若某节点的邻居节点间联系越紧密, 则该节点的聚类系数越大. 网络整体的聚类系数由 Watts 和 Strogatz^[2] 定义, 用来判断该网络是否具有小世界效应.

设节点 i 有 k 个邻接节点, 则这些邻接节点最多可能有 $k_i(k_i - 1)/2$ 条边, 设 e_i 为真实的邻接连边, 则节点 i 的聚类系数为

$$C_i = \frac{2e_i}{k_i(k_i - 1)}, \quad (5)$$

易得 $C_i \in (0, 1)$. 网络整体的聚类系数为所有 C_i 的平均值.

网络结构熵

网络结构熵^[16] 是用来度量复杂网络的同质性的指标. 网络的同质性是指网络中度数大的节点倾向于互相连接, 反之, 网络的异质性是指网络中度数大的节点倾向于连接度数小的点.

网络结构熵的计算公式为

$$E = - \sum_{i=1}^N I_i \ln I_i, \quad (6)$$

其中 $I_i = k_i / (\sum_{i=1}^N k_i)$. 为了消除节点对边的影响, 还需要对网络结构熵进行归一化处理, 即计算标准网络结构熵, 计算公式为 $E = (E - E_{\min}) / (E_{\max} - E_{\min})$, 其中 $E_{\max} = \ln N$, $E_{\min} = 2^{-1} \ln 4(N - 1)$.

网络中心性

1. 度中心性

度中心性^[15]反映了网络中与某一节点相连的节点数量, 是在网络分析中刻画节点中心性的最直接度量指标. 为消除网络规模的影响, 对度中心性进行标度化: $DC_i = k_i / (N - 1)$.

2. 介值中心性

介值中心性^[15]反映了节点控制信息传递的能力. 介值指的是一个结点担任其它两个结点之间最短路径的桥梁的次数. 一个结点充当“中介”的次数越高, 它的中介中心度就越大.

3. 接近中心性

接近中心性^[15]反映在网络中某一节点与其他节点之间的接近程度. 接近中心性定义为一个节点到所有其他节点的最短路径距离的累加起来的倒数. 距离其他节点近的节点接近中心性大, 在信息传递中表现为受其他节点的影响较小.

4. 特征向量中心性

特征向量中心性^[15]反映了节点的在网络中的重要程度. 不同于其他中心性仅依赖数量关系, 节点的特征向量中心性既取决于与该节点连接的节点的数目, 也取决于所连节点自身的重要程度, 也即它们的特征向量中心性大小.

度量步骤: 计算图的邻接矩阵的特征分解; 选择有最大特征值的特征向量; 第 i 个节点的中心性等于特征向量中的第 i 个元素.

5. 关节点定向攻击

关节点定向攻击是一种逐步剥离关节点, 得到网络稳定性结构 RGB 的一种网络分解方法^[18]. 如果删除网络中的某个点会断开网络的连接或者增加网络中连通分支的数量, 那么这个点就称为关节点. 删除网络中的一个关节点可能会导致新的关节点的产生, 因此我们需要一种方法来逐步剥离关节点. 关节点定向攻击方法的思想就是以迭代的方式删除最易受到攻击的关节点, 也就是删除该关节点会使当前网络中的巨型连通分量 (GCC, giant connected component) 从中断开. 这种方法一方面可以限制删除节点的数量, 另一方面也可以完全分解网络, 得到没有关节点的 RGB, 也就是任意两个节点都有不止一条连通路路径的 GCC, 它表示维护网络结构完整性的核心.

§3. 实证分析

1) 数据处理及描述性统计

本文选取沪深 300 指数的 300 只成分股, 参考中国证监会 2018 年对上市公司行业的划分标准, 对样本股票进行分类: 采矿业 (B), 制造业 (C), 电力、热力生产和供应业 (D), 建筑业 (E), 批发零售业 (F), 交通运输、仓储和邮政业 (G), 信息传输软件和信息技术服务业

(I), 金融业 (J), 房地产 (K), 综合 (O). 股票价格选取 2019 年 5 月 1 日到 2020 年 9 月 30 日期间交易日的每 5 分钟股价高频数据, 数据来源于 JQdata (若股价存在缺失值, 缺失数据由前一天的股票收盘价数据填补). 根据 2019 年 5 月 1 日到 2020 年 9 月 30 日沪深 300 指数的日收盘价画出时间序列图如图 1, 可以看到在 1 月之前股价波动较小, 在 1 月底股价开

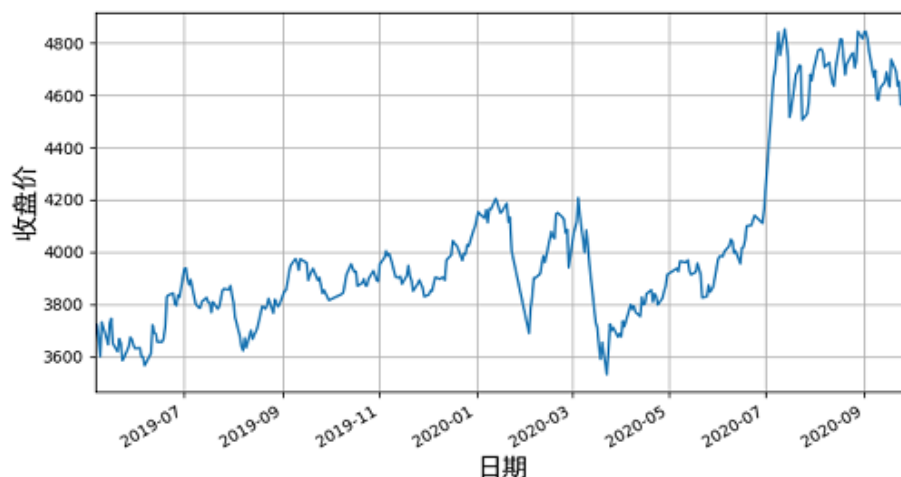


图 1 沪深 300 指数日收盘价时间序列

始第一次暴跌, 3 月之后开始第二次暴跌, 7 月开始出现大幅度上涨, 由此可见, 2020 年以来股市发生了巨大的波动, 而波动的源头正是新冠疫情的出现. 2020 年 1 月 23 日武汉封城, 拉开了新冠肺炎防疫之战新势态, 标志着抗疫全面进入战时状态, 因此本文选取 2020 年 1 月 22 日为时间切点, 将研究周期分为两个阶段: 其中平稳发展期为 2019 年 5 月 1 日到 2020 年 1 月 22 日, 风险波动期为 2020 年 1 月 23 日到 2020 年 9 月 30 日. 对两个波动周期的沪深 300 指数进行描述性统计, 由表 1 可知, 风险波动期的均值为 4215.42, 标准差为 398.98, 均比平稳发展期大, 故两个周期的股价水平差别较大, 区分为风险波动期和平稳发展期是合理的.

表 1 沪深 300 指数描述性统计

时间段	数据量	均值	标准差	最大值	最小值
2019-05-01 ~ 2020-09-30	348	4029.29	346.45	4852.96	3530.31
2019-05-01 ~ 2020-01-22	180	3855.57	145.97	4203.99	3564.68
2020-01-23 ~ 2020-09-30	168	4215.42	398.98	4852.96	3530.31

2) 阈值法构建网络

阈值模型的输出取决于阈值的设定. 过大的阈值会导致网络的孤点太多, 模型单一;

过小的阈值会导致网络冗余, 形成多余的无效边. 为了选取合适的阈值, 首先对 300 只成分股的相关系数分布进行考察. 从图 2 的左侧密度函数图中可以看出数据分布呈左偏型,

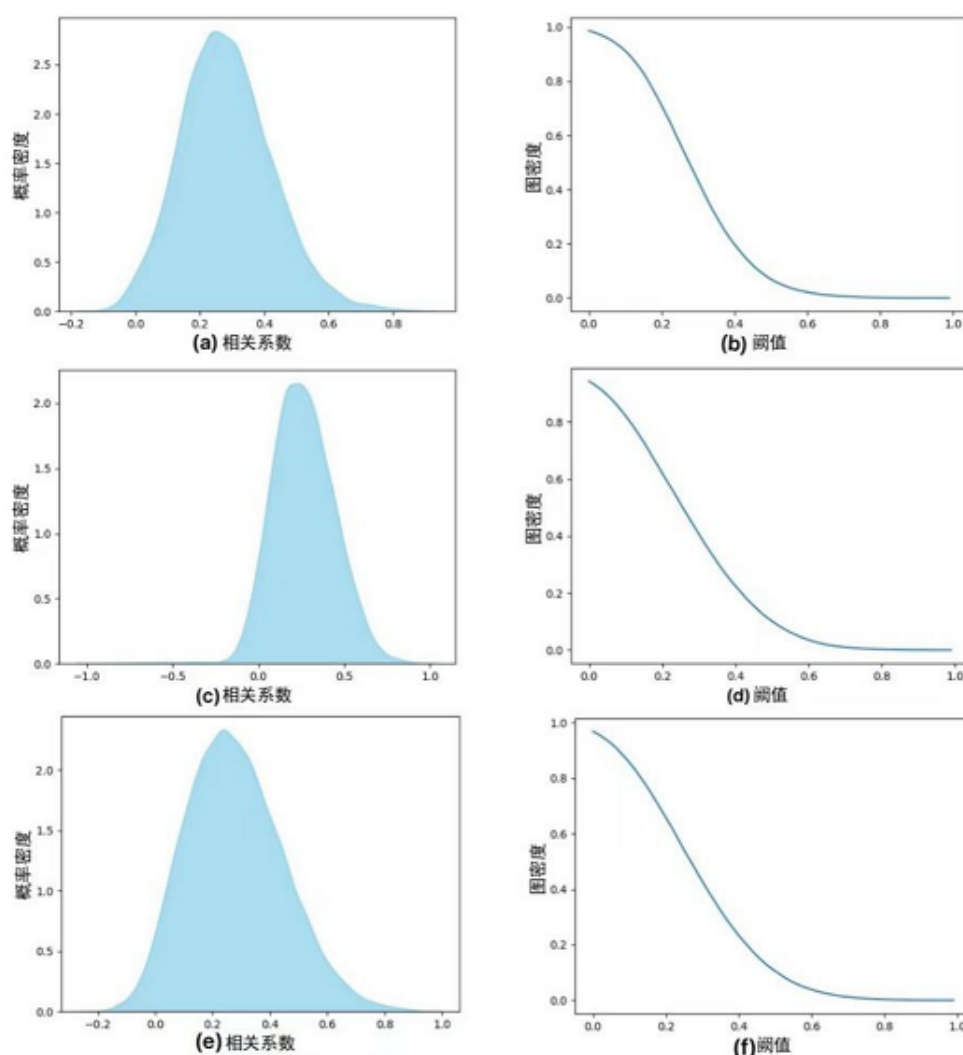


图 2 相关系数分布及网络密度

所有成分股的相关关系基本都为正向关系, 说明沪深 300 成分股基本同涨同跌, 存在趋同性. 全周期的相关系数的平均值为 0.286, 标准差为 0.148; 平稳发展期的相关系数的平均值为 0.266, 标准差为 0.188; 风险波动期的相关系数的平均值为 0.282, 标准差为 0.173. 右侧图展示了网络密度随阈值变化的演化情况, 当阈值达到 0.1 后, 网络稠密度迅速衰减, 超过 0.7 之后, 开始逐渐趋于平缓, 达到最低. 因此, 本文将阈值区间设定在 $[0.1, 0.7]$ 进行观察, 并计算网络的平均路径长度、聚类系数和网络结构熵进行统计.

由图 3-6 可以看出, 网络随着阈值 θ 的变化也发生了很大的变化. 当阈值 θ 为 0.1 时,

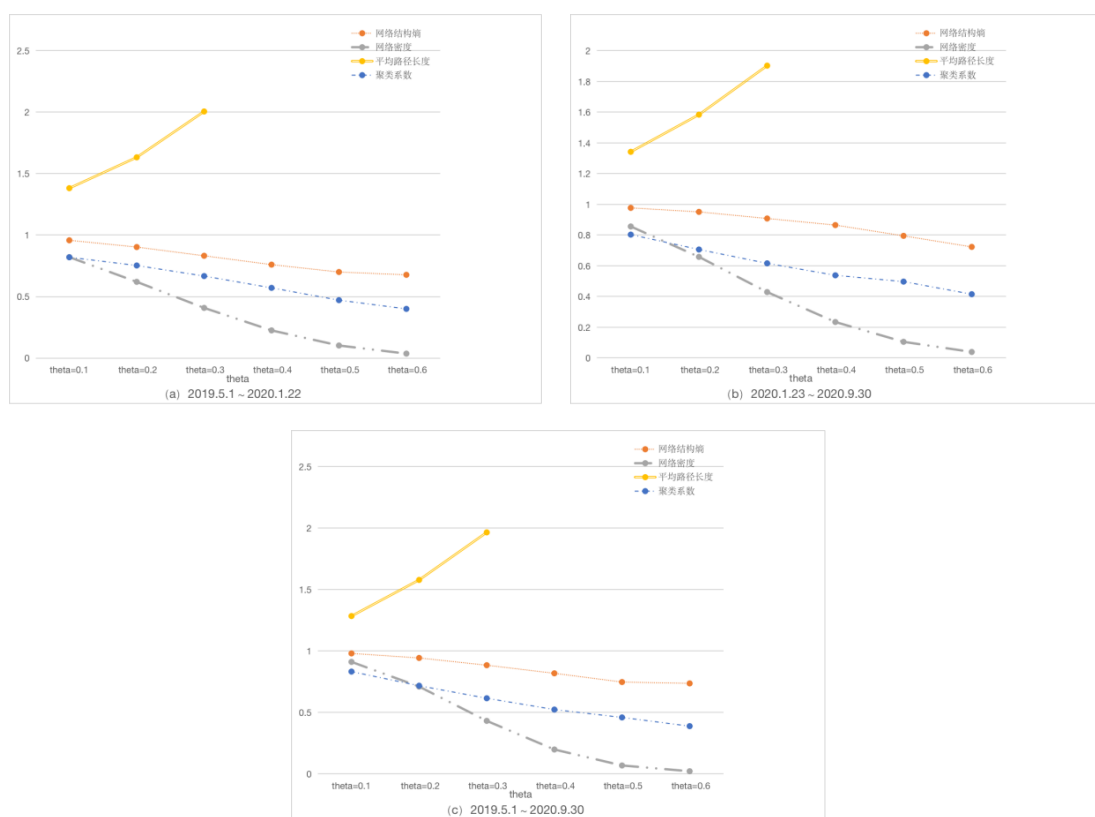


图 3 拓扑特征随阈值变化情况

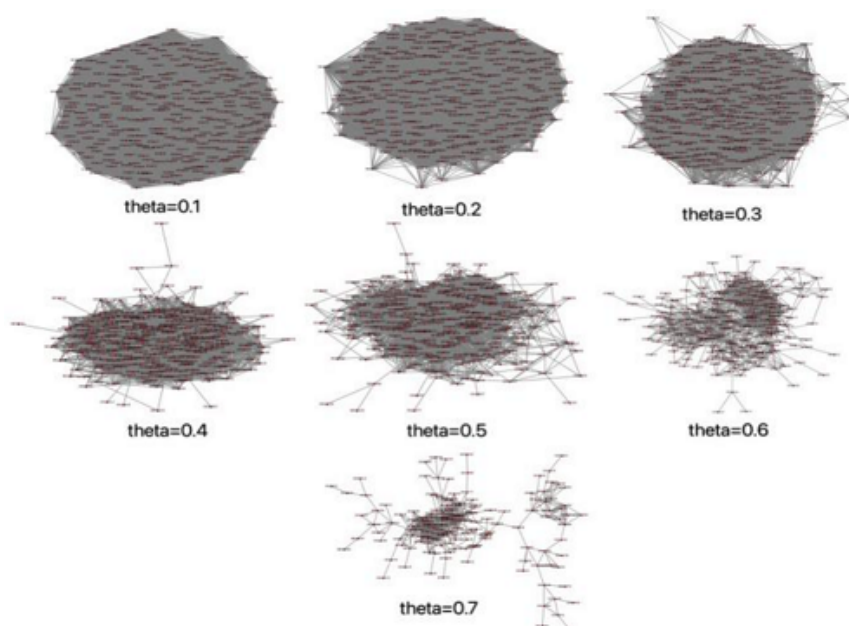


图 4 风险波动期阈值网络

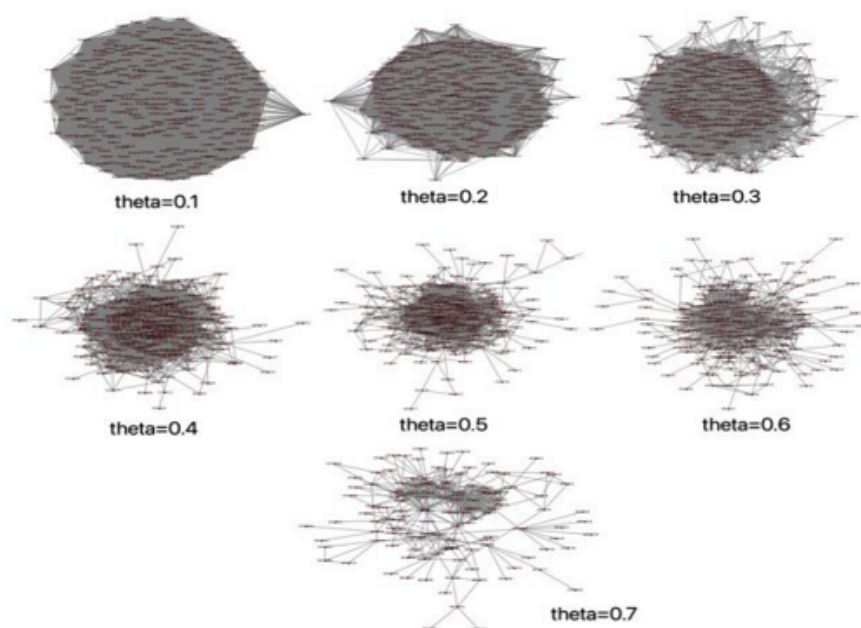


图5 平稳发展期阈值网络

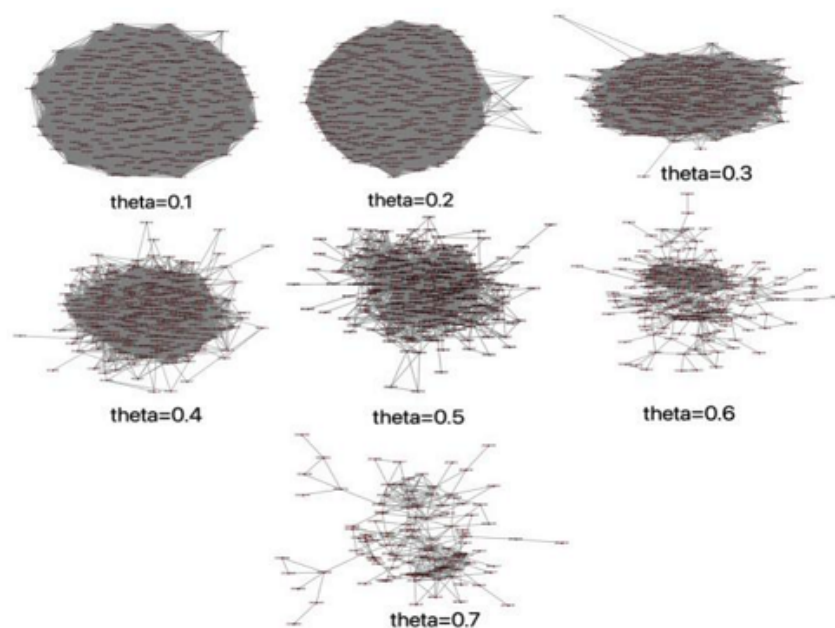


图6 全周期阈值网络

网络过于密集, 几乎所有的边都被保留, 网络密度达 0.9 以上, 聚类系数也达 0.9 以上, 网络结构熵也达到 0.99 左右, 网络非同质性很强. θ 超过 0.1 之后, 网络密度开始减少, 在到达 0.4 时, 聚类系数由 0.9 降至 0.6 左右, 平均路径长度有所增加. 当 θ 设置在 0.4 至 0.5 之间

时,网络中开始出现孤立的点,网络密度大幅度减小,由于图不再连通,平均路径长度无法计算.随着 θ 增加,孤立的点激增,尤其是 θ 取0.7的时候,网络已十分稀疏,聚类系数降到0.4左右,网络结构熵也降到0.7左右.在阈值模型下,股票市场波动率网络的网络结构熵接近1,聚类系数也接近1,具无标度性和小世界效应.

考虑到阈值法构建网络时,阈值在0.4至0.5之间变化时,网络变化巨大,由冗余变为不连通,因此本文选取0.4为阈值来确定唯一阈值模型以便进行后续分析.

3) 网络拓扑性质分析

根据表2的网络拓扑性质来看,平稳发展期的聚类系数高于风险波动期,平稳发展期的股票节点之间的连接较为紧密,风险波动期的股票节点之间的连接较为松散,说明在市场动荡的情况下,分散化投资以减小风险有着较好的效果.平稳发展期的平均路径长度大于风险波动期,这说明市场比较平稳时,股票市场的波动传导经过的节点更少,传播效率更高.三个网络的网络结构熵都接近1,聚类系数也接近1,因此股票波动率网络是异质的,这符合无标度网络的特征,并且具有小世界效应.

表2 网络拓扑性质

时间段	平均路径长度	聚类系数	网络结构熵
2019-05-01 ~ 2020-09-30	1.966	0.616	0.885
2019-05-01 ~ 2020-01-22	2.006	0.667	0.832
2020-01-23 ~ 2020-09-30	1.903	0.616	0.908

4) 重要节点分析

为了对比不同周期下重要节点的异同,本文首先根据不同的计算方式对节点的重要性进行一些简单的定义.度中心性高的节点称为关键节点,这些节点在网络中具有较高的度,其在网络风险传导中有着重要作用.介值中心性高的节点称为枢纽节点,介值越高说明该节点在网络信息传输中具有重要的“枢纽”作用.接近中心性高的节点称为中心节点,这些节点往往位于网络图的中心.特征向量中心性高的节点称为主要节点,这些节点不仅有较高的度,其邻居节点在网络中也具有重要的作用.有了上述定义之后,接下来对不同波动周期的重要节点进行探索.

表3反映了两个时期中股市中的重要节点,这些重要节点通常也是股市中的“板块龙头股”.板块龙头股一般表现出行业内知名度高、成交量活跃、流通市值大的特点,龙头股股价的上涨会带领板块中其他股票的股价上涨,相反,龙头股的下跌往往也代表了板块整体重挫.由于龙头股的波动对于板块整体的影响力,这些股票通常是波动率网络中的重要节点.

表3 不同周期下的重要节点(部分)

时间段	排名	关键节点(度中心性)	枢纽节点(介质中心性)	中心节点(接近中心性)	主要节点(特征向量中心性)
2019-05-01~2020-01-22	1	航天信息(0.645)	航天信息(0.167)	中国平安(0.708)	航天信息(0.109)
	2	东吴证券(0.622)	京沪高铁(0.019)	航天信息(0.703)	中国平安(0.108)
	3	中国平安(0.619)	中国化学(0.017)	国金证券(0.691)	东吴证券(0.108)
2020-01-23~2020-09-30	1	海康威视(0.572)	海康威视(0.021)	海康威视(0.682)	华夏幸福(0.120)
	2	华夏幸福(0.572)	东方航空(0.020)	华夏幸福(0.680)	西部证券(0.114)
	3	科大讯飞(0.548)	科大讯飞(0.018)	科大讯飞(0.671)	海康威视(0.114)

在平稳发展期,以跨业务的大龙头股航天信息,及东吴证券、中国平安、国金证券为中心的金融行业在波动率网络中占据了重要地位,京沪高铁、中国化学虽然不属于金融行业,但是为各自行业的龙头企业,在波动率网络中也发挥着重要的枢纽作用。在风险波动期,网络的中心不再是金融行业,而是以海康威视、科大讯飞为首的信息传输软件和信息技术服务业,该行业在疫情期间反而得到了一定的发展,比如科大讯飞在AI教育和AI医疗产品方面发展迅速,而金融行业由于其自身对外部冲击的高度敏感性,在风险波动期受到的影响也更大。

5) 关节点定向攻击

表4 不同周期下的关节点(以最易到攻击的程度从高到低排序)

时间段	关节点
2019-05-01~2020-01-22	美的集团, 国信证券, 沃森生物, 东方明珠, 中国电影, 渝农商行, 环旭电子, 邮储银行, 京沪高铁, 中国重工, 中国长城
2020-01-23~2020-09-30	格力电器, 华东医药, 沪电股份, 宋城演艺, 华能国际, 葛洲坝, 东方航空

利用关节点定向攻击方法对大小波动周期的波动率网络进行关节点识别并剥离,剥离的关节点如表4,可以看到,大部分的节点都被保留在了网络的RGB当中,维持着网络的整体稳定性,因此本文研究的股票波动率网络拥有相当大的RGB。事实上,现实中的网络大多都拥有极小的RGB或是相当大的RGB。在不同的波动周期,关节点不像重要节点那样只覆盖一个或者两个行业,而是覆盖了多个行业,并且不同周期下各个行业的关节点也不相同,比如美的集团和格力电器,都是电器机械和器材制造业的龙头企业,在风险波动期,后者作为网络最易受到风险冲击的节点,其业绩在疫情严重下滑,而前者由于业务布局“多元化、全球化、智能化”,遭受到疫情的影响远低于同行。

总体来说,在平稳发展期容易受到风险冲击的节点在风险波动期往往处于稳定的结构当中,这些企业大多具有多样化的业务布局,因此具有较高的抗风险能力,能够在风险波动期维持自身的稳定。在风险波动期容易受到风险冲击的节点对应的企业往往业务模式单一或者主要业务容易受到某些特定的外部冲击,比如全球贸易争端或者新冠疫情之类的突发疫情的影响。

6) 网络整体实证分析

首先, 股票市场存在着明显的大小周期效应. 在平稳发展期, 股票的流动性相对较弱, 市场的主题和概念较少, 市场投资者更可能跟随投资一些受欢迎的股票, 这反过来又驱动了其他相关股票的波动. 因此, 波动性较小的股票网络结构的中心性较强, 节点之间的联系更紧密. 在风险波动期, 股票的流动性相对充裕, 整体市场的波动率增加, 市场的主题和概念增加, 且它们通常分属不同行业, 这导致各种股票之间的市场条件相对独立, 股票价格波动的相关性降低, 构建的网络模型结构也相对宽松. 因此, 在市场大幅波动时, 建立多元化的投资组合将在规避风险方面有更好的效果.

其次, 从网络结构角度分析风险传导机制, 可以看到不管是风险波动期还是平稳发展期, 波动率网络都存在明显的重要节点效应. 这些重要的节点往往是各自行业中的龙头企业 (如格力电器), 或是涉及多行业多领域的企业 (如中国化学), 或是大型国有企业 (如航天信息). 在市场的运行过程中, 这些重要节点对应的股票是市场的风向标, 也对风险有较高的敏感度. 一方面, 当这些股票自身的股价发生剧烈波动时, 风险随之传播四散到与之直接相连的股票, 再进一步传播到网络各处, 导致市场风险的快速扩散. 另一方面, 这些股票对与之相连的股票的波动感受反应最为强烈、迅速, 当与之相连的股票股价剧烈波动时, 它们会快速感应风险, 并进一步将风险迅速传播到网络各处. 因此这些重要节点的股票需要重点管理, 特别是要抑制多个重要节点的股票同时发生异常波动, 避免市场风险并发, 这对于有效维持整个股票市场的稳定有着重要的作用.

最后, 从网络分解角度来看, 波动率网络在不同波动周期下都拥有相当大的核心稳定结构, 易受风险冲击的节点较少. 稳定结构不仅包含了重要节点, 还包含了很多度数不高的节点. 这些节点可能处于网络的非中心位置, 也可能与其他节点的联系较少, 但是在受到风险冲击时能在一定程度上减缓风险的传播、维持网络的稳定, 虽然这些股票不需要进行重点管理, 但也不能忽视它们在网络中所起的作用. 在市场波动时, 易受风险冲击的节点对应的股票股价发生剧烈波动, 并将风险传递到与之相连的其他股票, 逐步传播到核心稳定结构中, 在该结构中风险传播缓慢, 经过层层传递股价波动逐渐平稳, 使得整个网络保持稳定. 因此, 网络的核心稳定结构以及其中的非重要节点, 对维持整个股票市场稳定性有着不可忽视的作用.

§4. 结论与建议

本文利用沪深 300 指数成分股数据, 通过已实现波动率方法和阈值法作为网络缩减方法, 构建股票市场的复杂网络, 直观地展现了股票市场的风险传播途径. 对不同波动周期的数据分别建模, 对比分析各网络的拓扑性质, 挖掘各网络的重要节点, 并进一步识别网络的关节点, 将其从网络中剥离, 得出了如下结论与建议.

第一, 股票波动率网络在不同的波动时期表现出来的网络拓扑性质有差异, 即存在显

著的周期效应。在平稳发展期,网络的中心性更大,股票之间的相关性更强,某些特定行业的股票容易收到大量投资,并影响其他相关行业股票的股价;在风险波动期恰恰相反,重要股票常常来自不同行业,各行业股票之间波动情况相对独立。这说明在市场受到外部冲击(比如疫情影响)时,投资者可以采取分散化投资的策略,对不同行业的股票进行投资,来减少投资风险。

第二,网络中存在重要节点,且重要节点效应强。不同波动周期的重要节点所属行业并不相同,在平稳发展期,重要节点所属行业多为金融行业(如东吴证券、中国平安);在风险波动期,重要节点所属的行业多为信息传输软件和信息技术服务业(如海康威视、科大讯飞)。股票市场中的风险传播往往决定于这些重要节点,不管是高度节点亦或是位于网络的中心亦或是作为大型“枢纽”,市场波动都可以通过它们快速传播到整个网络,造成重大影响。建议重要节点的企业可以考虑发展多元化的业务以提升自身的抗风险能力,在市场波动时不仅可以有效控制自身受到的负面影响,还可以在一定程度上减缓市场风险的进一步传递。同时建议管理层对这些股票进行有针对性的监控,并应及时了解关联公司的资产管理状况,以防止过度投机和股价波动,这对于维持市场的整体平稳运行具有积极意义。

第三,股票波动率网络拥有相当大的核心稳定结构,易受风险冲击的节点少。该核心稳定结构包含了一些并不是网络重要节点的股票,这说明股票市场中的风险传播不仅取决于重要节点,也跟其他的节点息息相关,在控制风险传播时,该核心稳定结构能够维持网络稳定。对于那些易受到风险冲击的节点,一方面在市场稳定时要加强相关企业的产业布局转型,另一方面对各自易受到的风险要提前做好一定的应对措施,防止自身受到冲击时股价剧烈波动,进而将风险传播至整个网络。而对于核心稳定结构中的非重要节点,虽然不需要对其进行针对性监控,但是也需要给予一定的关注,保障相关企业的稳定发展。

参 考 文 献

- [1] ERDÖS P, RÉNYI A. On the evolution of random graphs[J]. *Magyar Tud Akad Mat Kutató Int Közl*, 1960, **5**: 17–61.
- [2] WATTS D J, STROGATZ S H. Collective dynamics of ‘small-world’ networks[J]. *Nature*, 1998, **393**(6684): 440–442.
- [3] BARABÁSI A L, ALBERT R. Emergence of scaling in random networks[J]. *Science*, 1999, **286**(5439): 509–512.
- [4] MANTEGNA R N. Hierarchical structure in financial markets[J]. *Eur Phys J B*, 1999, **11**(1): 193–197.
- [5] 张来军, 杨治辉, 路飞飞. 基于复杂网络理论的股票指标关联性实证分析[J]. *中国管理科学*, 2014, **22**(12): 85–92.
- [6] ANDERSEN T G, BOLLERSLEV T. Answering the skeptics: yes, standard volatility models do provide accurate forecasts[J]. *Internat Econom Rev*, 1998, **39**(4): 885–905.

- [7] KIM H J, LEE Y, KAHNG B, et al. Weighted scale-free network in financial correlations [J]. *J Phys Soc Japan*, 2002, **71**(9): 2133–2136.
- [8] BOLLERSLEV T, LITVINOVA J, TAUCHEN G. Leverage and volatility feedback effects in high-frequency data [J]. *J Financ Econom*, 2006, **4**(3): 353–384.
- [9] 刘广, 刘艺萍, 柯凡尘, 等. 基于复杂网络理论的上证 A 股网络结构及其特征分析 [J]. *软件工程*, 2020, **23**(1): 30–34.
- [10] ONNELA J P, CHAKRABORTI A, KASKI K, et al. Dynamic asset trees and Black Monday [J]. *Phys A*, 2003, **324**(1-2): 247–252.
- [11] BOGINSKI V, BUTENKO S, PARDALOS P M. Statistical analysis of financial networks [J]. *Comput Statist Data Anal*, 2005, **48**(2): 431–443.
- [12] TUMMINELLO M, ASTE T, DI MATTEO T, et al. A tool for filtering information in complex systems [J]. *Proc Natl Acad Sci USA*, 2005, **102**(30): 10421–10426.
- [13] 邱路, 贾天明, 杨会杰. 差分网络研究金融危机对行业的冲击 [J]. *物理学报*, 2016, **65**(19): 292–301.
- [14] 马骏. 中国股票市场复杂网络性质的动态研究 [D]. 上海: 上海交通大学, 2015.
- [15] 赫南, 李德毅, 淦文燕, 等. 复杂网络中重要性节点发掘综述 [J]. *计算机科学*, 2007, **34**(12): 1–5+17.
- [16] 赵正旭, 郭阳, 王威, 等. 复杂网络分析与应用 [M]. 北京: 科学出版社, 2018.
- [17] 宁瀚文, 屠雪永. 基于高维波动率网络模型的股票市场风险特征研究 [J]. *统计研究*, 2019, **36**(10): 58–73.
- [18] TIAN L, BASHAN A, SHI D N, et al. Articulation points in complex networks [J]. *Nat Commun*, 2017, **8**: 14223.

Research on the Model of the Stock Market Volatility during COVID-19 Period Based on Complex Networks

WU Jie XU Zhonghao ZHAI Xintong

(School of Statistics, East China Normal University, Shanghai, 200062)

Abstract: COVID-19 has caused huge impact to financial system, among which stock market is one of the main sources of infection. This paper investigates stock market volatility based on complex networks, proposing the method of applying articulation point-targeted attack (APTA) in the model of the stock market volatility. The strategy of APTA is removing the most destructive articulation points (AP) that will result in most nodes disconnected from the giant connected component (GCC) by iterating, and eventually uncovering the residual giant bicomponent (RGB) that maintains the structural stability of the network. This paper models stock network based on realized volatility and thresholds, separates research period into steady-developing period and risk-fluctuating period, compares and analyzes the topological properties. Network centrality indexes and APTA are used to discover the important stocks that need to be supervised specially, thus avoiding the big-scale spread of risks or concurrent risks, and helping the supervisors maintain financial stability.

Keywords: threshold model; important nodes; articulation nodes; network decomposition

2020 Mathematics Subject Classification: 60B12