

噪声交易者、交易行为多样性与即时价格冲击^①

谢文杰, 李牧遥, 周炜星*
(华东理工大学商学院, 上海 200237)

摘要: 基于中国金融市场某股票和权证订单成交数据构建交易网络, 分析交易网络微观结构蕴含的市场信息和交易行为多样性对即时价格冲击的影响. 股票和权证交易网络中包含了近100万的交易者, 在给定的显著性水平下, 进行交易网络降噪, 剔除了大部分噪声交易者, 构建“核心”交易网络, 发现噪声交易者具有更大的即时价格冲击. 本文主要贡献是基于复杂网络模型对交易网络中噪声交易者和交易行为多样性进行了向量化表征, 定义交易行为多样性指标, 发现交易行为多样性越大的交易者具有更敏感的即时价格冲击影响. 基于复杂网络微观结构分析方法解构蕴藏于交易网络中的市场交易行为, 为研究交易者行为和价格行为提供了新视角.

关键词: 交易网络; 即时价格冲击; 交易者行为; 微观结构; 噪声交易者

中图分类号: F830.91 **文献标识码:** A **文章编号:** 1007-9807(2020)04-0098-12

0 引言

随着信息技术发展和普及, 人类行为的数据越来越容易获取和存储^[1], 特别是现代化交易所中, 电子化交易平台能够实时地、精准地记录交易所内发生的每一笔交易, 以及交易者属性信息. 大规模高质量交易层面的数据为金融科研工作者提供了探索交易者和市场行为规律的数据宝库^[2-4]. 基于细致的交易数据深入分析和理解交易网络拓扑结构的研究得到了大量科研工作者的关注. 不同市场、不同类型交易网络具有一定的普适特征, 如网络度分布的无标度特性和小世界性质等. 复杂系统间普适的网络结构特征预示着系统在演化和发展过程中具有类似的形成机制. 金融市场中交易网络结构与社会网络具有类似的结构特征^[5,6]. 基于社会网络和金融网络分析能够深刻认识和理解人类行为动力学规律^[7].

本文与市场微观结构理论中知情交易者和非知情交易者对资产价格影响的研究不同^[8], 深入

分析了股票和权证交易网络微观结构, 用投资者网络位置结构刻画投资者行为特征和价格冲击. 随着人们对管理的认知从简单向复杂转变, 管理领域越来越重视多学科融合^[9]. 运用复杂网络分析方法挖掘金融交易市场中系统性和复杂性特征, 能够揭示金融市场复杂演化规律.

Kyriakopoulos 等^[10]发现澳大利亚资金流网络具有异配性, 且交易量和度之间具有较弱的相关性. Tseng 等^[11]通过一个网络实验预测平台, 发现虚拟交易网络具有异配性, 交易网络度分布具有无标度特性. 中国金融市场股票交易网络相关研究也发现不同股票交易网络度分布具有幂律特性^[12]. 不同股票交易网络具有异配性且平均度和下单量之间具有幂律关系, 下单次数越多, 下单量越大, 且具有非线性增长关系. 刘渊等^[6]研究了淘宝、天猫平台31个省份之间的电子商务交易数据, 对交易网络与区域电子商务发展之间关系进行了分析.

很多学者在分笔交易的层面上对订单的价格冲击进行了研究^[13-15]. 毫无疑问, 买入订单将推

① 收稿日期: 2019-03-31; 修订日期: 2020-01-04.

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(U1811462; 71532009); 中央高校基本科研业务费资助项目.

通讯作者: 周炜星(1974—), 男, 浙江诸暨人, 博士, 教授. Email: wxzhou@ecust.edu.cn

高价格,而卖出订单会压低价格,市场对买卖订单会有不一样的价格行为,卖出订单比买入订单具有更大、更敏感的价格冲击^[16].在中国股票市场,Zhou^[17]发现大额交易订单、大的买卖价差、同方向的高流动性和反方向上的低流动性都将引起更大的价格波动,部分成交和完全成交订单具有不一样的价格冲击^[18].在订单比较小的时候,部分成交订单价格冲击基本不变,而完全成交订单大小和价格收益具有幂律关系且幂律指数为2/3.

Dufour等^[19]发现,金融市场中交易活跃的股票市场中投资者的交易行为的价格影响更大.Creamer等^[20]研究了新技术对资产的动态交易网络的影响.Chiyachantana等^[21]研究了1997年~1998年和2001年期间来自37个国家股票市场中机构交易数据,发现了机构买卖订单价格影响之间的不对称性.

本文主要结合交易网络拓扑结构特征,研究交易订单大小与价格波动之间的相关关系.基于某股票和权证的分笔交易数据构建交易网络,运用统计过滤算法对原始交易网络降噪,剔除部分噪声交易者,构建“核心”交易网络.本文主要贡献是基于复杂网络模体对交易网络中噪声交易者和交易行为多样性进行了向量化表征.与机器学习算法中流行的网络表征学习相比,本文构建的交易者表征向量更加具有可解释性.基于交易网络位置结构对交易行为多样性进行表征,分析了不同多样性交易者行为的即时价格冲击.对股票交易网络和权证交易网络进行了对比分析,描述了股票和权证在交易网络微观结构层面所表现出来的差异性.

1 噪声交易者与即时价格冲击

1.1 交易网络构建

本文所使用数据为上海证券交易所宝钢股票和宝钢权证的交易层面数据,时间跨度为1年,从2005年8月22日~2006年8月23日.更多关于本文数据信息,可参见文献[22].数据包含了交易者唯一标识、订单号、交易号、订单买卖方向、交易量、时间、价格等信息.股票和权证的分笔交易数据中,每一笔交易对应两条记录:卖方订单成交

记录和买方订单成交记录.通过匹配具有相同交易时间、交易量、交易价格和交易号的买卖成交记录,可以识别出成交订单对应的交易者,从而构建具有买卖方向的交易网络.股票交易网络包括了约44万多交易者和177万条边,权证交易网络包含了约67万多交易者和1216万条边.

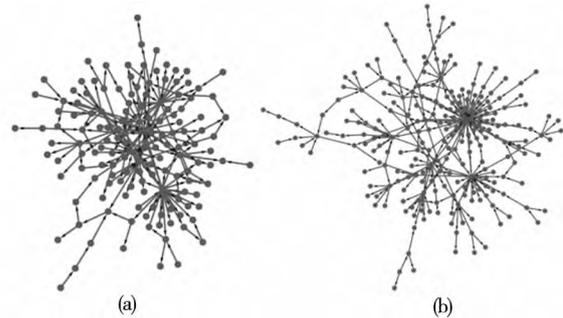


图1 交易网络示例图: (a) 股票 (b) 权证

Fig. 1 Trading networks of some traders: (a) Stock (b) its Warrant

图1给出了股票和权证的部分交易者的交易网络结构示例.交易网络中一个节点代表了一名交易者,节点间的有向边代表了交易者之间股票(权证)的流动方向,如交易者*i*将股票(权证)卖给了交易者*j*,就有一条边从交易者*i*指向交易者*j*.交易者*i*的出度为 k_{out} 说明交易者*i*在一年中将股票(权证)卖给了 k_{out} 个不同交易者.交易者*i*的入度为 k_{in} 说明交易者*i*在一年中从 k_{in} 个不同交易者手中买入了股票(权证).一年中交易者*i*将股票(权证)卖给交易者*j*的总交易量为 v_{ij} ,将 v_{ij} 作为交易网络有向边*i*→*j*的权重,构建有向加权交易网络.

表1给出了股票和权证交易网络的基本统计性质,其中 k_{out} , k_{in} , v 分别表示交易者的出度、入度和有向边的交易量. k_{out} 和 k_{in} 的最大值表示一年之中一个交易者最多与多少个不同交易者进行了交易.股票交易网络中 k_{out} 和 k_{in} 的最大值分别是10301和36348.权证交易网络中 k_{out} 和 k_{in} 的最大值分别是30247和32672,说明存在交易者一年内与超过上万名不同交易者进行了交易,一般对应机构交易者.交易网络出度和入度的最小值都是0,说明存在交易者一年内只进行了同方向的操作,比如只有买入操作,那么出度就为0.只有卖出操作,那么入度就为0.股票交易网络的平均度为4.02,而权证交易网络的平均度为17.89,说明权证交易更频繁.交易量作为网络连边的权重,是买卖双方交易者一年内交易量总和. v 的最

小值是 1,存在两个交易者之间只成交了 1 股,说明此股票和权证都存在零股交易. 股市中不满 1 手的股票称为零股,买卖零股的行为叫零股交易. v 的最大值超过千万股,属于大额交易.

表 1 所有交易网络变量统计情况

Table 1 Summary statistics on trading networks

	最小值	最大值	中间值	平均值
Panel A: Stock				
k_{out}	0	10 301	1	4.02
k_{in}	0	36 348	1	4.02
v	1	32 349 936	1 500	6 364. 21
Panel B: Warrant				
k_{out}	0	30 247	3	17. 89
k_{in}	0	32 672	3	17. 89
v	1	10 132 532	3 500	11 492. 91

1.2 交易网络的降噪

中国金融市场中噪声交易者比例较大,特别是中国市场散户比较多,不同交易者和不同订单对价格冲击的影响不一样. 分析交易网络微观结构,算法复杂度高,如权证交易网络约 67 万交易者和 1 216 万条边,需要的计算时间和存储空间都难以满足. 因此需要过滤掉网络中“不重要的”节点和连边,删除一些噪声交易者和噪声交易,研究“核心”交易网络.

针对股票和权证分别构建以交易量 v_{ij} 作为权重的加权交易网络^[10, 23]. 本文运用 Serrano 等^[24]提出的构建“核心”网络的统计过滤算法,去掉一些噪声交易,分别构建股票和权证对应的“核心”交易网络. 过滤之前,必须对网络边权重进行归一化. 针对交易者 i ,交易量 v_{ij} 占交易者 i 卖出股票

(权证) 总数的比例为 $w_{ij}^{out} = \frac{v_{ij}}{\sum_{i=1} v_{it}}$, 同样,交易

量 v_{ij} 占交易者 j 买入总数的比例为 $w_{ij}^{in} = \frac{v_{ij}}{\sum_{i=1} v_{ij}}$.

直观上讲, w_{ij}^{out} 越大,则交易者 j 是交易者 i 卖出股票(权证)的主要买方. w_{ij}^{in} 越大,交易者 i 是交易者 j 买入股票(权证)的主要卖方. w_{ij} 越小,交易越不重要,可以定义为噪声交易. 本文不采用简单的阈值过滤算法, Serrano 等^[24]在论文中对比了阈值过滤算法和统计过滤算法的优劣,统计过滤算法能够更好的保留网络的拓扑结构.

Serrano 等^[24]给出了判断两两交易者之间是否为噪声交易的统计检验方法,对交易网络中每一条边的显著性进行检验. 针对网络中交易者 i ,交易量 v_{ij} 占交易者 i 卖出股票总数的比例为 w_{ij}^{out} . 如果交易者 i 卖出的股票总交易量在 k_{out} 个交易日之间是随机分布的,那么其中有一个交易者所占比例大于 w_{ij}^{out} 的概率为^[24]

$$\alpha_{ij}^{out} = 1 - (k_i^{out} - 1) \int_0^{w_{ij}^{out}} (1 - x)^{k_i^{out}-2} dx \quad (1)$$

此问题相当于把一个长度为 1 的区间随机的分成 k_{out} 个子区间,计算其中有一个区间所占比例大于 w_{ij}^{out} 的概率. 基于小概率事件原理,在给定的显著性水平 α 下,如果满足

$$\alpha_{ij}^{out} < \alpha \quad (2)$$

则说明在给定的显著性水平 α 下,有向边 $i \rightarrow j$ 的权重 v_{ij} 占交易者 i 卖出总量的比例显著高于交易量在 k_{out} 个交易日之间随机分布的情况. 类似的分析方法,针对交易者 j 来说,在给定的显著性水平 α 下,如果有向边 $i \rightarrow j$ 满足^[24]

$$\alpha_{ij}^{in} = 1 - (k_i^{in} - 1) \int_0^{w_{ij}^{in}} (1 - x)^{k_i^{in}-2} dx < \alpha \quad (3)$$

说明有向边 $i \rightarrow j$ 的权重 v_{ij} 占交易者 j 买入总量的比例显著高于交易量在 k_{in} 个交易日之间随机分布的情况. 本文设定当式(2)和式(3)至少有一个成立,那么有向边 $i \rightarrow j$ 是显著的,保留在“核心”交易网络中. 如果式(2)和式(3)都不满足,则有向边 $i \rightarrow j$ 是噪声交易.

式(2)和式(3)分别对有向边 $i \rightarrow j$ 的两个端点 i 和 j 进行了检验. “核心”交易网络中显著性的边可以理解为两两交易者之间的交易量比例远远大于交易量随机分布所占比例. 从另一个角度来说,边的显著性可以作为交易者之间是否存在异常交易的一个衡量指标.

在显著性水平 $\alpha = 0.05$ 时,股票(权证)交易网络拓扑结构与原始网络有差异. 图 2 (a), (b) 和图 2 (c), (d) 分别给出了股票和权证的交易网络出度、入度和交易量的分布情况. 图 2 可以看出显著性水平 $\alpha = 0.05$ 的“核心”交易网络和原始交易网络($\alpha = 1$) 结构差异,但权证网络的差异较小. 同时发现,出度和入度分布基本重合在一起. 总的来说,网络接近原始网络的分布形态,都与幂律分布接近,具有胖尾性质. Serrano

等^[24]的方法最大特点就是能够较好的保持原始

网络的一些拓扑结构特征.

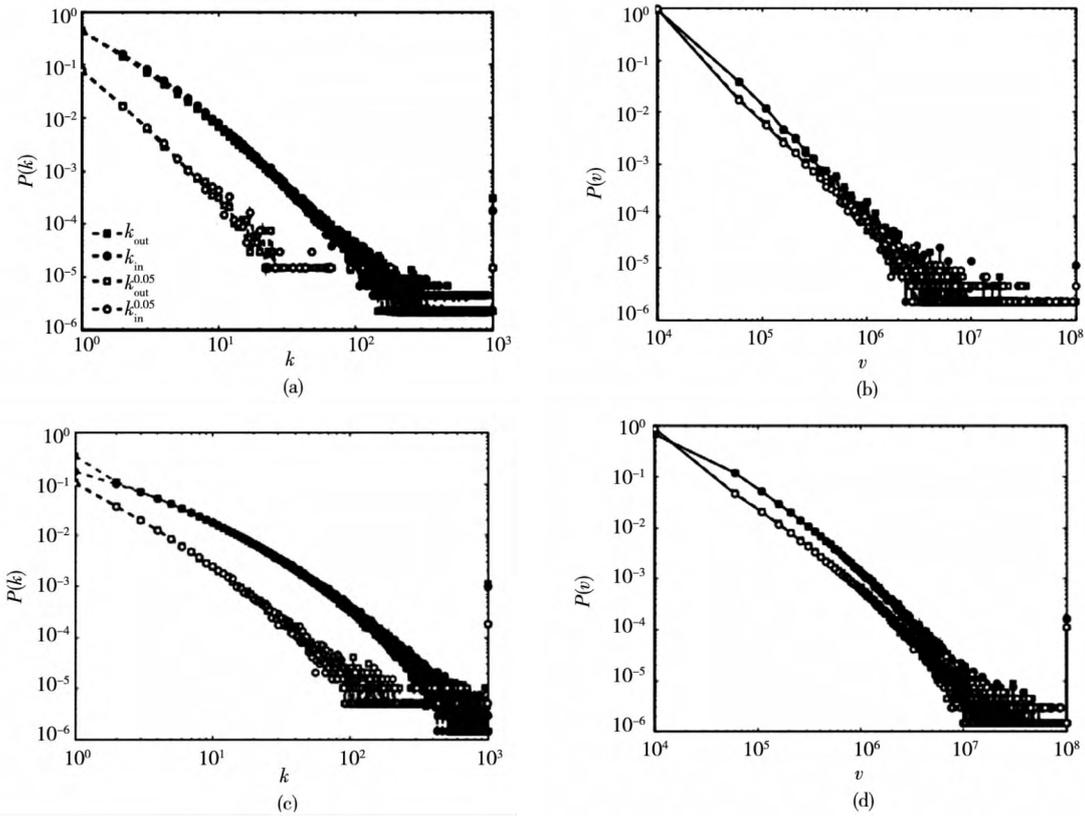


图 2 (a) 股票和 (c) 权证交易网络中交易者出度 k_{out} 和入度 k_{in} 分布情况; (b) 股票和 (d) 权证交易网络中交易量 v 分布情况

Fig. 2 Distribution of k_{out}, k_{in}, v in trading networks of stock and its warrant

图 3 中给出了不同显著性水平 α 的“核心”交易网络中节点数量、交易量权重占原始交易网络($\alpha = 1$)的比例与过滤算法显著性水平 α 的关系. “核心”交易网络节点数量和交易量权重占原始交易网络比例分别用 $N\%$ 和 $V\%$ 表示. 图 3 正方形代表了股票, 菱形代表了权证. 在相同参数 α 下, 权证“核心”交易网络中保

留的节点所占比例 $N\%$ 高于股票. 但权证“核心”交易网络的交易量所占比例 $V\%$ 低于股票, 说明股票交易量更多地集中在较小的“核心”交易网络中. 随着 α 的减小, 网络越来越小, 包含的噪声交易者越来越少. 较小 α 对应的“核心”交易网络是较大 α 对应的“核心”交易网络的子集.

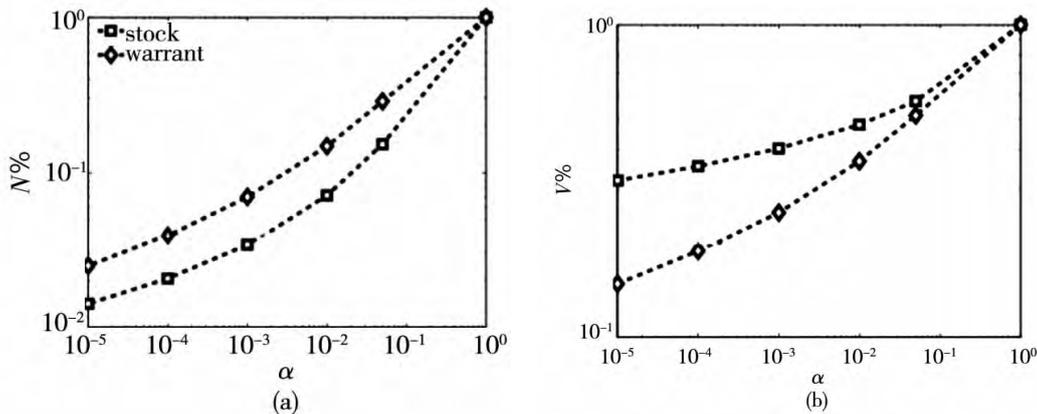


图 3 “核心”交易网络中节点数量和交易量权重占原始网络的比例 (a) $N\%$ 和 (b) $V\%$ 与过滤算法显著性水平 α 的关系

Fig. 3 Relationship between α and $N\%, V\%$

1.3 噪声交易者对即时价格冲击的影响

研究基于某股票和权证分笔交易数据,定义了订单前后价格冲击为^[17,18]

$$r(t+1) = [p(t+1) - p(t)] / p(t) \quad (4)$$

其中 $p(t)$ 和 $p(t+1)$ 为订单交易时间 t 前后市场价格. 根据买卖方向和订单激进程度,将订单分成了四类: 部分成交买订单 (buyer-initiated partially filled trades)、部分成交卖订单 (seller-initiated partially filled trades)、完全成交买订单 (buyer-initiated filled (FB) trades) 以及完全成交卖订单 (seller-initiated filled (FS) trades). 不同市场、不同交易者、不同订单类型、不同订单大小、不同订单买卖方向、不同位置信息都与订单对价格冲击的影响有关系. 因为在订单比较小的时候,部分成交订单价格冲击的影响基本不变^[18],下面只分析完全成交买单和完全成交卖单大小和价格收益率之间的幂律关系.

为研究订单大小 ω 与价格收益 r 之间的关系,先除以各自均值来标准化订单大小 ω 与价格收益 r ,对于完全成交订单,标准化后的订单大小 ω 与价格收益 r 之间的幂律关系为

$$r(\omega) = B\omega^\beta \quad (5)$$

其中 β 为幂律指数, B 为常数. 幂律指数 β 越大,订单的价格冲击影响越大.

为分析噪声交易者对即时价格冲击的影响,分别比较不同显著性 α 的“核心”交易网络中交易者订单大小 ω 与价格收益 r 之间的关系. 随着 α 的增大,包含的噪声交易者越来越多. 从图 2 以及边过滤算法的定义可以知道,随着 α 减小,“核心”交易网络越来越小,点和边都是原始网络的子集. 因此随着 α 减小,研究的订单也越来越少,能进行统计分析的样本订单也减少了,因此太小的 α 会影响统计样本量. 表 2 中给出了幂律指数的拟合结果,得到了不同显著性 α 和不同类型订单的幂指数.

对比分析表 2 中股票和权证交易网络可以发现股票交易网络的价格冲击幂律指数大于权证的,说明股票完全成交订单的价格冲击更加敏感. 股票市场中完全成交订单比权证完全成交订单更

加激进,更具有攻击性. 权证数据订单数量是股票订单数量的 7 倍,因此拟合的幂律指数标准误差较小,都在 0.01 附近,而股票的幂律指数标准误差较大. 随着显著性水平 α 增大,交易网络中噪声交易者越多,交易网络中订单的价格冲击幂律指数越来越大,说明噪声交易者的完全成交订单的即时价格冲击影响较大,更加激进,更具有攻击性.

表 2 订单大小 ω 与价格收益 r 之间的幂律关系的幂指数

Table 2 Exponents of power law between ω and r

订单	显著性水平	股票幂指数	权证幂指数
FB	1	0.77 ± 0.02	0.69 ± 0.02
FB	0.05	0.72 ± 0.02	0.65 ± 0.01
FB	0.01	0.73 ± 0.03	0.66 ± 0.01
FB	0.001	0.70 ± 0.05	0.65 ± 0.01
FB	0.000 1	0.71 ± 0.05	0.64 ± 0.01
FB	0.000 01	0.67 ± 0.06	0.63 ± 0.01
FS	1	0.75 ± 0.02	0.69 ± 0.02
FS	0.05	0.69 ± 0.02	0.67 ± 0.02
FS	0.01	0.69 ± 0.03	0.67 ± 0.01
FS	0.001	0.66 ± 0.04	0.64 ± 0.01
FS	0.000 1	0.60 ± 0.05	0.64 ± 0.01
FS	0.000 01	0.68 ± 0.04	0.65 ± 0.01

2 交易行为多样性与即时价格冲击

2.1 交易者网络位置表征

为研究交易网络微观结构特征,对股票和权证交易网络进行了三元网络模体分析^[25]. 股票和权证交易网络都具有丰富的结构特征,图 2 中股票和权证的交易网络的出度、入度和交易量的分布是比较宏观的特征,下面将重点分析交易网络的微观结构. 交易网络中,任意三个相连的交易者构成的子网络都会与图 4 中 13 个有向网络模体

中的一种结构相同^[25]. 将图4中13个三元有向网络模体定义为交易网络微观结构特征, 用 M_i 表示, 其中 $i = 1, 2, \dots, 13$. 识别出交易网络中微观结构 M_i 出现的数量, 用 $n(M_i)$ 表示. 微观结构 M_i 出现的频率可以表示为

$$f_i = \frac{n(M_i)}{\sum_{k=1,2,3,\dots,13} n(M_k)} \quad (6)$$

交易网络微观结构 M_i 分布情况刻画了交易网络结构特征, 可以通过微观结构 M_i 分布比较不同交易网络结构差异, 从而分析交易者交易行为规律. 不同显著性水平下, 识别股票和权证“核心”交易网络中的13个微观结构 M_i , 分别计算 M_i 出现的频率 f_i , 结果如图5所示.

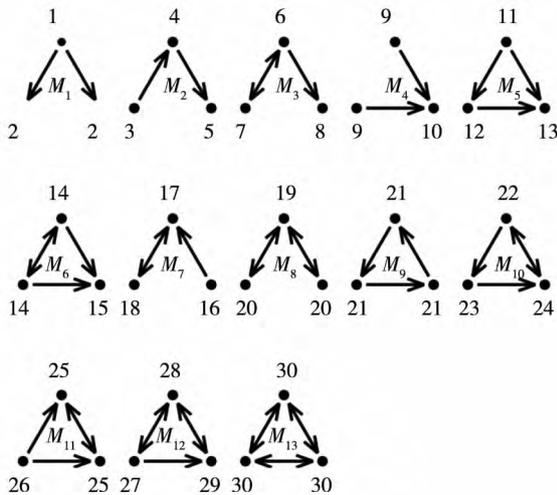


图4 交易网络微观结构: 三元网络模体结构和30个位置编号
Fig. 4 Plots of 30 unique positions in 13 directed triadic motifs

图4中微观结构 $M_1: 2 \leftarrow 1 \rightarrow 2$ 在交易网络中比较常见, 因为当交易者1下一个大额卖出订单时, 一般会与很多小额订单成交, 也就出现了这种发散型的星状网络结构, 占较大比重, 如图5所示微观结构 M_1 占比在10%到20%左右. 微观结构 $M_4: 9 \rightarrow 10 \leftarrow 9$ 在交易网络中占比较大, 因为当交易者10下了一个大额买入订单时, 一般会与很多小额订单成交, 也就出现了这种收敛型的星状网络结构. 在股票交易网络中 M_4 所占比例超过了一半, 达到了60%左右, 而在权证交易网络中只有20%左右. 而微观结构 $M_2: 3 \rightarrow 4 \rightarrow 5$ 是一种常见的有向链式网络, 表示交易者3将股票(权证)卖

给了交易者4, 交易者4将股票(权证)卖给了交易者5. 微观结构 M_9 中三个交易者构成了一个有向闭环, 所占比例在千分之一左右. 微观结构 M_{13} 是最复杂的, 两两交易者之间相互买卖股票, 在随机撮合成交易的机制下, 出现的概率非常小, 因此 M_{13} 的出现从某种程度上来说, 可以看作是一种异象, 可能是股票操纵的一种模式.

股票和权证交易网络微观结构反映了交易者行为规律^[21]. 通过分析网络微观结构分布, 从整体上可以对比不同网络结构差异和个体行为差异. 从图5中13个微观结构 M_i 分布情况可以看出, 股票和权证交易网络微观结构有着较明显的差异, 股票交易网络中 M_4 和 M_5 所占比例高于权证交易网络, 除此之外其它微观结构所占比例都低于权证网络, 特别是权证网络中 M_4 所占比例明显的小于股票网络. 收敛型星状网络微观结构在股票交易网络中占比达到了60%左右, 而在权证网络中只占了20%左右. 随着显著性水平 α 的减小, 噪声交易者越来越少, $M_3, M_5, M_6, \dots, M_{13}$ 所占比例增加, 但是股票交易网络中这些微观结构所占比例少于权证. 图5中股票交易网络中 M_{13} 的比例几乎等于0, 而权证交易网络中 M_{13} 的比例在千分之一左右.

交易网络中微观结构的分布情况只能从网络层面分析, 如果需要刻画单个交易者的行为特征, 需要深入分析微观结构中交易者网络位置信息^[26]. 通过研究网络微观结构的拓扑结构对称性, 处于对称位置的节点具有相同位置信息. 图4给出了13个网络微观结构中30个唯一位置编号情况. 在微观结构 M_{13} 中, 三个节点都处在相同的网络位置 $j = 30$ 中, 从拓扑结构上来说三个位置具有对称性. 交易者局部网络结构特征与交易者交易回报和价格冲击有关系. 下面用网络位置属性向量对交易者网络位置进行表征.

交易网络中每一个交易者可以属于不同微观结构 M_i , 在不同 M_i 中占据不同网络位置^[26], 识别出交易者 i 在第 j 个位置出现的次数 c_{ij} , 则交易者 i 的网络位置可以表示为

$$c_i = (c_{i1}, c_{i2}, \dots, c_{i29}, c_{i30}) \quad (7)$$

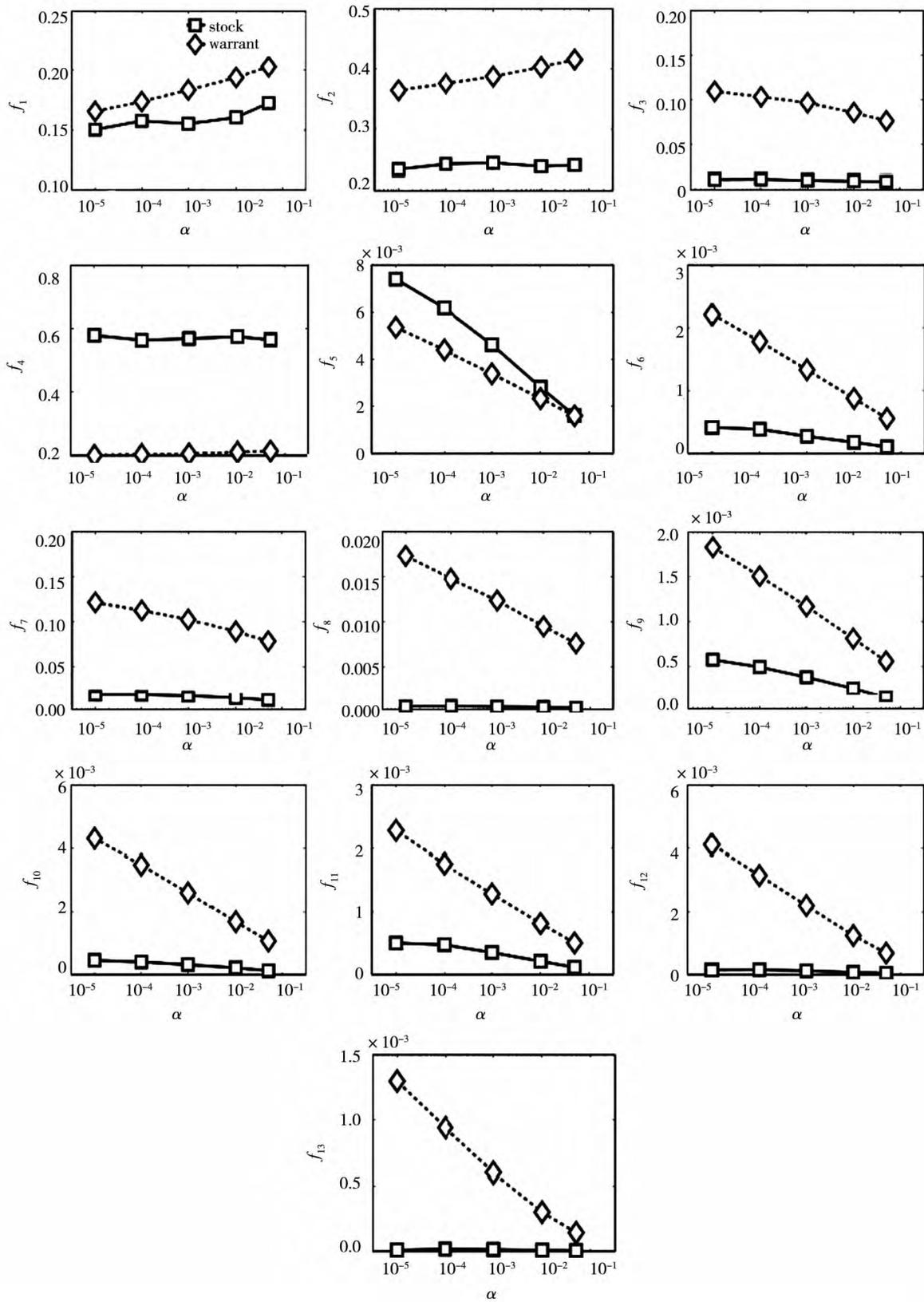


图5 交易网络微观结构所占比例与过滤算法显著性水平 α 的关系

Fig. 5 The relationship between the proportion of network motifs and the significance level α in the filtering algorithm

为了交易者网络位置具有可比性,将位置出现次数归一化后得到交易者 i 网络位置属性向量 \mathbf{p}_i

$$\mathbf{p}_i = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{i29}, p_{i30}) \quad (8)$$

其中 $p_{ij} = c_{ij} / (c_{i1} + c_{i2} + \dots + c_{i30})$, 表示交易者 i 在网络位置 j 出现的频率. 网络位置属性向量刻画了交易者在网络中局部结构特征, 如果交易者处在交易网络“边缘”节点位置, 交易者容易出现在微观结构 $3 \rightarrow 4 \rightarrow 5, 9 \rightarrow 10 \leftarrow 9$ 和 $16 \rightarrow 17 \leftrightarrow 18$ 中, 则对应的网络位置属性向量中 p_{i3}, p_{i9}, p_{i16} 一般都会较大, 甚至趋近 1. 图 6 给出了显著性水平 $\alpha = 10^{-5}$ 时, 股票和权证交易网络中交易者的网络位置属性向量 \mathbf{p}_i . 交易网络中交易者网络位置差异较大, 横坐标为交易网络中交易者编号, 纵坐标为 30 个模体位置编号, 颜色表示 \mathbf{p}_i 值, 为了使图形更加清晰, 将 \mathbf{p}_i 取了对数值. 频繁操作的交易者所处网络位置会比较复杂和多样化; 操作少的交易者所处位置比较单一. 因为微观结构 M_2 出现较多, 因此对应的网络位置 3, 4, 5 也会出现较多. 微观结构 M_4 出现较多, 因此对应的位置 9, 10 也会出现较多, 分别对应图 6 中深色部分的网络位置和交易者.

从图 6 中可以看出, 交易者只出现在了小部分网络位置中. 交易者很少出现在编号较大的网络位置上, 因为微观结构 M_8, \dots, M_{13} 在“核心”交易网络中出现得非常少, 特别是微观结构 M_{13} . 三个交易者都是在相同的位置 30, 对于过滤后的交易网络而言, 噪声交易者越来越少, M_{13} 所占比例增加, 但是其值仍然非常小. 处在位置 30 的交易者可以看作是异常交易者, 或者存在股票操纵嫌疑. 网络微观结构分析方法不仅可以用作网络节点分类, 也能够作为一种异常交易者识别方法进行深入探讨.

图 6 中交易者按照层次聚类算法进行了排序, 可以看出, 基于网络位置属性能够对交易网络中交易者进行分类. 有些交易者位置比较单一, 只出现在一个位置, 而有些交易者会出现在不同的位置, 而且出现的频率大小各异. 有一些相类似的交易者在整个交易网络中占比较大, 比如权证交易网络中处在网络位置 2, 5, 8 的买入交易者和处

在网络位置 3, 9, 16 的卖出交易者, 两类交易者形成了鲜明的对比, 股票交易者网络中也存在类似的分类. 这说明了基于网络位置结构的交易者向量化表征能够反映出交易者行为特征, 如交易频率、买卖方向等.

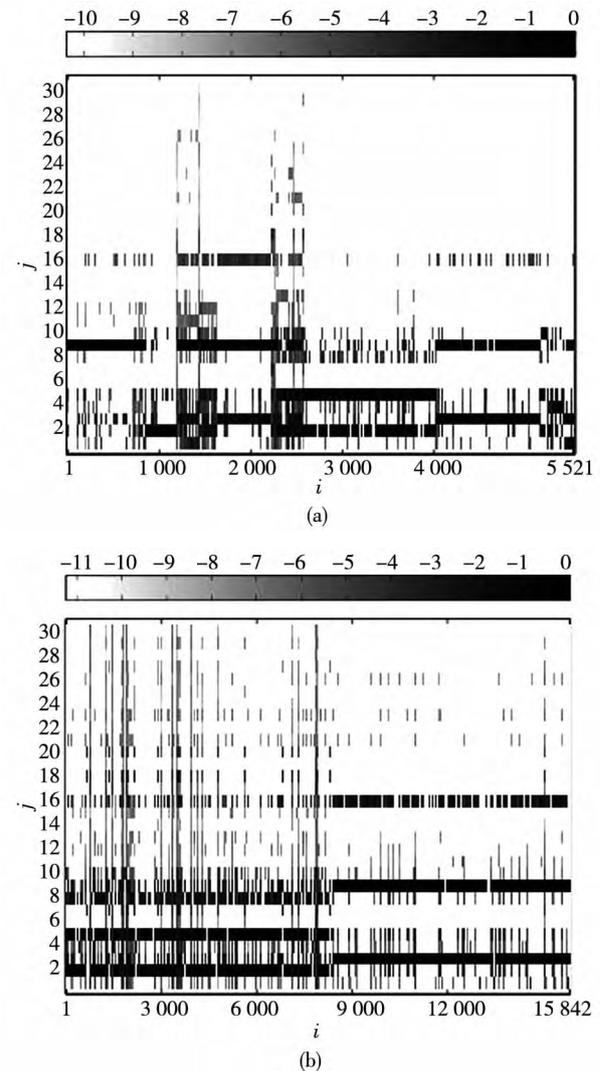


图 6 (a) 股票 (b) 权证交易网络中交易者位置分布情况
Fig. 6 Distribution of positions of traders in the trading network of (a) stock (b) warrant

2.2 交易多样性的度量

网络微观结构分析研究中^[25,26]很难对复杂系统中的微观结构有一个精准的解释以及表述微观结构与系统功能之间的关系. 不同系统中结构含义不一样, 针对 30 个网络位置, 很难去定义不同位置到底在所研究的复杂系统中具有怎样的物

理含义或者功能效应. 因此期望能够通过给每个交易者定义一个指标来表征交易者在交易网络中的网络位置属性和衡量交易者行为多样性, 而非一个具有 30 个分量的向量. 为了衡量交易者在交易网络中位置多样性, 定义基于熵^[27]的交易者网络位置多样性变量 d_i 来衡量交易者行为多样性

$$d_i = \frac{- \sum_{j \in P_i} p_{ij} \ln p_{ij}}{\ln |P_i|} \quad (9)$$

其中 P_i 为交易者 i 的网络位置编号的集合, $|P_i|$ 表示集合中元素的数量, 及交易者 i 出现在了 $|P_i|$ 个网络位置中. 交易者网络位置多样性变量 $d_i = 0$ 说明位置单一, 对应交易者操作单一, 交易次数较少. 而 $d_i = 1$ 则说明网络位置多样性大, 对应交易者操作复杂且操作次数多, 买卖频繁, 且在不同网络位置中出现的频率相同, 具有最大的不确定性. 图 7 给出了股票和权证交易网络中交易者行为多样性变量 d_i 的分布情况.

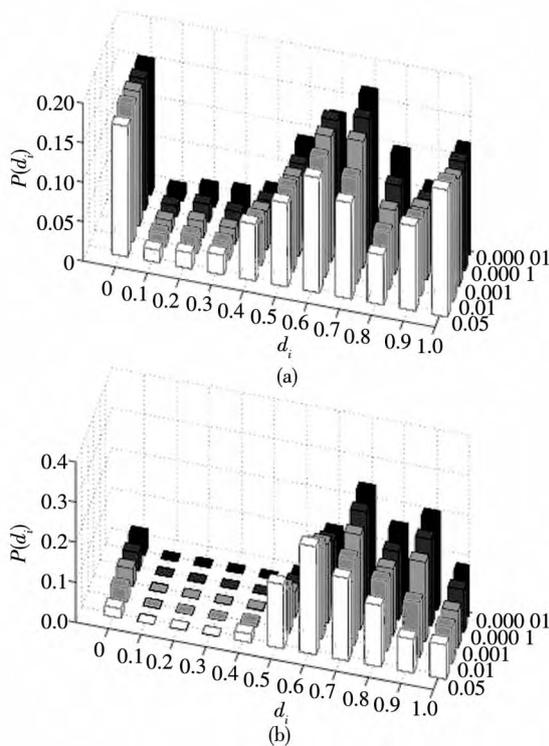


图 7 交易者行为多样性指标 d_i 的分布情况: (a) 股票 (b) 权证

Fig. 7 Distribution of diversity of positions d_i

图 7 (a) 给出了股票交易网络中交易者位置多样性 d_i 的分布, $d_i = 0$ 附近出现一个峰值, 结构单一的交易者所占比接近五分之一. 在 $0.4 < d_i <$

0.8 区间中, 交易者比例也出现一个峰值. 而在 $d_i = 1$ 附近, 交易者比例出现了第三个峰值. 总的来说, 可以基于多样性指标将交易者分成 3 类.

表 3 按照交易者位置多样性分组后, ω 与 r 之间的幂律指数

Table 3 Exponents of power law for different groups

订单	分组	股票幂指数	权证幂指数
Panel A: $\alpha = 0.05$			
FB	S	0.78 ± 0.02	0.62 ± 0.02
FB	M	0.68 ± 0.05	0.65 ± 0.01
FB	L	0.75 ± 0.03	0.78 ± 0.02
FS	S	0.70 ± 0.04	0.62 ± 0.02
FS	M	0.70 ± 0.04	0.65 ± 0.01
FS	L	0.67 ± 0.04	0.72 ± 0.03
Panel B: $\alpha = 0.01$			
FB	S	0.63 ± 0.02	0.62 ± 0.02
FB	M	0.75 ± 0.05	0.65 ± 0.01
FB	L	0.82 ± 0.06	0.76 ± 0.03
FS	S	0.69 ± 0.04	0.62 ± 0.01
FS	M	0.69 ± 0.06	0.64 ± 0.01
FS	L	0.80 ± 0.04	0.72 ± 0.03
Panel C: $\alpha = 0.001$			
FB	S	0.73 ± 0.05	0.62 ± 0.01
FB	M	0.71 ± 0.07	0.65 ± 0.01
FB	L	0.74 ± 0.08	0.74 ± 0.03
FS	S	0.71 ± 0.05	0.62 ± 0.01
FS	M	0.73 ± 0.05	0.64 ± 0.01
FS	L	0.76 ± 0.03	0.71 ± 0.02
Panel D: $\alpha = 0.0001$			
FB	S	0.68 ± 0.08	0.61 ± 0.02
FB	M	0.74 ± 0.05	0.64 ± 0.01
FB	L	0.75 ± 0.09	0.68 ± 0.02
FS	S	0.64 ± 0.04	0.62 ± 0.01
FS	M	0.66 ± 0.04	0.62 ± 0.01
FS	L	0.90 ± 0.11	0.72 ± 0.02
Panel E: $\alpha = 0.00001$			
FB	S	0.69 ± 0.05	0.59 ± 0.01
FB	M	0.73 ± 0.04	0.62 ± 0.01
FB	L	0.75 ± 0.06	0.66 ± 0.01
FS	S	0.62 ± 0.06	0.61 ± 0.01
FS	M	0.74 ± 0.03	0.63 ± 0.01
FS	L	0.79 ± 0.11	0.69 ± 0.02

图 7 (b) 中, 权证交易者所处的网络位置多样性 d_i 的概率分布峰值出现在 0.7 附近, 而且在 $d_i = 0$ 附近有较小的峰值出现. 当显著性水平 α

取不同值时,具有类似的分布形态.下文将按交易多样性 d_i 大小将交易者分成样本数量相同的三类,研究不同分类的交易者订单的即时价格冲击.

2.3 交易多样性对即时价格冲击的影响

在不同显著性水平 α 下,按交易网络中交易多样性 d_i 大小将交易者分成样本数量相同的大(L)、中(M)、小(S)3组.分别对三组中交易者的完全成交买单和完全成交卖单大小和价格收益率进行幂律拟合,幂律指数在表3中给出.

表3中有6个面板,分别对应6个不同的显著性水平 α .在不同的显著性水平下,随着交易多样性 d_i 增大,幂律指数 β 越来越大,说明订单价格冲击的影响越大,订单敏感性越大.交易多样性 d_i 越大,交易者的完全成交订单更加激进,更具有攻击性.此规律在权证交易网络的不同显著性水平下的“核心”交易网络中都很明显.而在显著性水平 $\alpha = 0.05$ 的股票“核心”交易网络中不明显,因为权证的交易是 T+0 模式,交易更加频繁,数据量更大,统计性质更稳定.从表1中可以看出,股票交易网络中度为1的节点超过了一半,而权证交易网络中度数中间值是3.通过过滤网络边,股票交易网络仍然有更大的概率留下很多度数为1的交易者.而这些交易者就是多样性为0的交易者群体(S组)的重要组成部分.因为度为1的交易者对应的交易量也很小,因此在进行交易量和收益率拟合时,会对参数回归拟合产生影响.随着显著性水平 α 减小,更多度为1的交易者被过滤掉了,对参数拟合的影响变小.

3 结束语

金融市场的稳定和健康发展需要相关部门的严格监督和管理.2008年全球金融海啸以来,科学家越来越多地重新审视主流经济金融理论. Bouchaud^[28]指出需要在理论和方法上进行科学革命,新的理论需要从实际数据出发来探寻市场的规律性. Lux等^[29]指出新的经济理论基础需要考虑异质经纪人之间的相互作用,且运用数学模

型和计算模拟刻画异质性个体之间的交互作用. Schweitzer等^[1]指出经济学研究应该着眼于子系统之间的相互作用及由此而形成的经济金融网络. Farmer等^[30]同样指出应当采取基于Agent的网络建模方法,可以说复杂网络思想和方法是更好地理解、描述、量化、预测并控制经济金融系统的有力工具.

本研究基于高质量分笔交易数据研究金融市场交易者行为和价格冲击的影响.复杂金融市场中充斥着丰富的信息,金融市场中大量个体与个体之间、信息与个体之间、信息与信息之间存在着相互作用,在此过程中金融市场呈现出复杂而丰富的行为规律^[21].本文深度挖掘蕴含于交易网络拓扑结构中市场行为信息.基于交易多样性对交易者进行分类,从新的视角分析和理解个体在交易网络中的动力学行为规律.综合而言,相比如过去的相关文献,刻画交易者特征更多的是关注交易者金融属性向量^[8,14,15]或交易网络宏观结构变量^[10,23],本文主要创新点在于,从微观层面基于网络位置结构对交易行为多样性进行向量化表征,刻画了不同交易者的即时价格冲击.

通过统计过滤算法,剔除部分噪声交易者.计算不同交易者网络位置属性向量以及交易多样性变量,进一步研究交易者订单价格冲击的敏感性和交易者位置多样性变量之间的关系,发现随着交易多样性 d_i 增大,幂律指数 β 越来越大,说明订单价格冲击敏感性增大.通过股票和权证交易网络对比分析,描述了股票和权证交易网络中微观结构的差异,同时发现股票完全成交订单的价格冲击比权证更加敏感.对于股票和权证表现出的差异性,本文很难从股票和权证性质、存续期限、发行方式、交易形式、涨跌幅、交易收费方面给出更深入的原因分析,这也是本文的不足之处.网络模体分析对理解和识别股票市场异常行为具有实用价值和现实意义^[23].本文数据存在一个局限,所获得的数据没有交易所认定的被操纵标识.期望在本文的基础上,能够开发出更多更好的股票操纵识别方法和手段,能够为维护市场稳定提供有效的、科学的建议.

参考文献:

- [1] Schweitzer F, Fagiolo G, Sornette D, et al. Economic networks: The new challenges [J]. *Science*, 2009, 325: 422–425.
- [2] 张维, 武自强, 张永杰, 等. 基于复杂金融系统视角的计算实验金融: 进展与展望 [J]. *管理科学学报*, 2013, 16(6): 85–94.
Zhang Wei, Wu Ziqiang, Zhang Yongjie, et al. Agent-based computational finance on complex financial system perspective: Progress and prospects [J]. *Journal of Management Sciences in China*, 2013, 16(6): 85–94. (in Chinese)
- [3] 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.
Zhang Laijun, Yang Zhihui, Lu Feifei. Empirical analysis of relevance of stock indicators based on complex network theory [J]. *Chinese Journal of Management Science*, 2014, 22(12): 85–92. (in Chinese)
- [4] 马源源, 庄新田, 李凌轩. 沪深两市股权关联网络的社团结构及其稳健性 [J]. *系统工程理论与实践*, 2011, 31(12): 2241–2251.
Ma Yuanyuan, Zhuang Xintian, Li Lingxuan. Community and robustness of the correlated networks of stock ownership structure [J]. *Systems Engineering: Theory & Practice*, 2011, 31(12): 2241–2251. (in Chinese)
- [5] Albert R, Barabasi A L. Statistical mechanics of complex networks [J]. *Reviews of Modern Physics*, 2002, 74(1): 47–97.
- [6] 刘渊, 李旋, 董思怡, 等. 溢出效应、交易网络与区域电子商务发展: 基于淘宝、天猫平台的交易数据分析 [J]. *管理工程学报*, 2018, 32(4): 239–246.
Liu Yuan, Li Xuan, Dong Siyi, et al. Spillover effect, transaction network and regional e-commerce development: An analysis of transaction data on Taobao and Tmall [J]. *Journal of Industrial Engineering/Engineering Management*, 2018, 32(4): 239–246. (in Chinese)
- [7] Kovanen L, Kaski K, Kertesz J, et al. Temporal motifs reveal homophily, gender-specific patterns, and group talk in call sequences [J]. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 2013, 110(45): 18070–18075.
- [8] 陈国进, 张润泽, 谢沛霖, 等. 知情交易、信息不确定性与股票风险溢价 [J]. *管理科学学报*, 2019, 22(4): 53–74.
Chen Guojin, Zhang Runze, Xie Peilin, et al. Informed trading, information uncertainty and stock risk premium [J]. *Journal of Management Sciences in China*, 2019, 22(4): 53–74. (in Chinese)
- [9] 盛昭瀚. 管理: 从系统性到复杂性 [J]. *管理科学学报*, 2019, 22(3): 2–14.
Sheng Zhonghan. Management: From systematism to complexity [J]. *Journal of Management Sciences in China*, 2019, 22(3): 2–14. (in Chinese)
- [10] Kyriakopoulos F, Thurner S, Puhf C, et al. Network and eigenvalue analysis of financial transaction networks [J]. *The European Physical Journal B*, 2009, 71: 523–531.
- [11] Tseng J J, Li S P, Wang S C. Experimental evidence for the interplay between individual wealth and transaction network [J]. *The European Physical Journal B*, 2010, 73: 69–74.
- [12] Jiang Z Q, Zhou W X. Complex stock trading network among investors [J]. *Physica A*, 2010, 389: 4929–4941.
- [13] Chan K, Fong W M. Trade size, order imbalance, and the volatility–volume relation [J]. *Journal of Financial Economics*, 2000, 57: 247–273.
- [14] Lillo F, Farmer J D, Mantegna R. Master curve for price impact function [J]. *Nature*, 2003, 421(6919): 129–130.
- [15] Lim M, Coggins R. The immediate price impact of trades on the Australian stock exchange [J]. *Quantitative Finance*, 2005, 5(4): 365–377.
- [16] Saar G. Price impact asymmetry of block trades: An institutional trading explanation [J]. *Review of Financial Studies*, 2001, 14: 1153–1181.

- [17] Zhou W X. Determinants of immediate price impacts at the trade level in an emerging order-driven market [J]. *New Journal of Physics*, 2012, 14(9): 023–055.
- [18] Zhou W X. Universal price impact functions of individual trades in an order-driven market [J]. *Quantitative Finance*, 2012, 12(8): 1253–1263.
- [19] Dufour A, Engle R F. Time and the price impact of a trade [J]. *The Journal of Finance*, 2000, 55: 2467–2498.
- [20] Creamer G G, Creamer B. Emissions abating technology adoption in a coal trading network [J]. *Social Network Analysis and Mining*, 2018, 8(1): 21.
- [21] Chiyachantana C N, Jain P K, Jiang C, et al. International evidence on institutional trading behavior and price impact [J]. *The Journal of Finance*, 2004, 59: 869–898.
- [22] Li M X, Jiang Z Q, Xie W J, et al. Unveiling correlations between financial variables and topological metrics of trading networks: Evidence from a stock and its warrant [J]. *Physica A*, 2015, 419: 575–584.
- [23] Sun X Q, Shen H W, Cheng X Q, et al. Degree-strength correlation reveals anomalous trading behavior [J]. *PLoS One*, 2012, 7: e45598.
- [24] Serrano M A, Boguna M, Vespignani A. Extracting the multiscale backbone of complex weighted networks [J]. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 2009, 106: 6483–6488.
- [25] Milo R, Shen-Orr S, Itzkovitz S, et al. Network motifs: Simple building blocks of complex networks [J]. *Science*, 2002, 298: 824–827.
- [26] Stouffer D, Sales-Pardo M, Sizer M, et al. Evolutionary conservation of species' roles in food webs [J]. *Science*, 2012, 335: 1489–1492.
- [27] Eagle N, Macy M, Claxton R. Network diversity and economic development [J]. *Science*, 2010, 328(5981): 1029–1031.
- [28] Bouchaud J P. Economics needs a scientific revolution [J]. *Nature*, 2008, 455: 1181.
- [29] Lux T, Westerhoff F. Economics crisis [J]. *Nature Physics*, 2009, 5: 2–3.
- [30] Farmer J D, Foley D. The economy needs agent-based modelling [J]. *Nature*, 2009, 460: 685–686.

Noise traders, diversity of trading behavior, and immediate price impact of a stock and its warrant

XIE Wen-jie, LI Mu-yao, ZHOU Wei-xing*

School of Business, East China University of Science and Technology, Shanghai 200237, China

Abstract: Two trading networks based on the transaction data of a stock and its warrant in China's financial market are constructed to analyze the market information implied by the microstructure of trading networks and the influence of diversity of trading behaviors on immediate price. The trading networks contain nearly one million traders. At a given significance level, the paper eliminates most of the noise traders, constructs the "core" trading network, and finds the noise traders have greater impact on immediate prices. By analyzing the microstructure of the trading networks and identifying 30 network positions in the triadic motifs, the diversity of trading behavior is calculated by the frequency at which the trader appears at the network position. The traders with larger diversity of trading behaviors have a more sensitive impact on immediate prices. The microstructure of trading network provides a new perspective for studying trader behaviors and price behaviors.

Key words: trading network; immediate price impact; trading behavior; microstructure; noise trader