

信息传递、集体踩踏与系统性尾部风险

田正磊 罗荣华 刘 阳*

摘要 基于中国 A 股市场 2005—2015 年的历史数据，本文探讨了股票所处信息网络的结构特征与其系统性尾部风险之间的关系。本文发现在市场极端下跌时，同一网络的基金之间存在信息传递，使得它们的资产组合调整行为更为一致、呈现出集体踩踏的特征，而这种集体踩踏行为的程度会受到特定信息传递机制的影响，进而影响个股的系统性尾部风险。具体表现为个股所处信息网络的集中度越高、密度越小，系统性尾部风险越高。本研究有助于更好地理解中国股票市场极端波动背后的机理。

关键词 系统性尾部风险，信息网络，信息传递

DOI: 10.13821/j.cnki.ceq.2019.02.07

一、引言

随着信息技术的不断进步，金融市场的联系比以往任何时候都紧密，市场波动大幅增加，极端现象频繁出现。自 2008 年金融危机以来，全球主要发达国家和地区的股市、债市、能源和大宗商品市场、外汇市场等都经历了过山车般的大起大落。对中国投资者来说，2008 年的股市大跌仍历历在目，对 2015 年 A 股的轰轰烈烈则更是记忆犹新。除了金融市场，国际政治事件也“黑天鹅”频出，英国脱欧公投、意大利修宪公投失利、韩国总统丑闻……在这个不确定的年代，人们似乎已经对极端事件见怪不怪。更重要的是，当黑天鹅事件从百年一遇变成了几年一遇，“黑天鹅”成了“黑天鹅湖”，市场势必会重新调整对未来风险事件和收益分布的预期，特别是对极端风险的预期，这也促使人们对系统性尾部风险进行更深入的思考和研究。

从本质上来看，被称为“黑天鹅”的极端风险之所以会频发，其根源之一在于金融市场是对信息高度依赖的市场。传统经济学通常假定价格汇集和反映了所有信息，决策个体之间的联系和相互作用也包含在价格之中。这一

* 田正磊、罗荣华，西南财经大学金融学院；刘阳，太平洋资产管理有限公司研究部。通信作者及地址：罗荣华，四川省成都市温江区柳台大道 555 号西南财经大学格致楼 306, 611130；电话：(028) 87092763；E-mail：ronghua@swufe.edu.cn。本文得到了国家自然科学基金面上项目“信息扩散对资产定价与投资者行为的影响机制研究：基于复杂网络结构的视角”(71873110) 的资助。作者感谢三位匿名审稿老师的宝贵意见，当然文责自负。

假定显然与现实情况有较大出入。首先，信息往往是不完全和非对称的，使得经济个体只具备有限能力和有限理性；其次，市场参与者之间必然会相互观察、学习并交流信息，这些互动会影响参与者的工作集和交易决策，最终影响资产价格。因此，通过信息扩散机理来分析投资者之间的相互作用和影响，并探究其定价机制成为新的趋势，也最能够揭示价格外生冲击的本质。本文正是希望借由信息网络结构这种微观机制，更进一步地研究机构投资者之间凭借信息共享和依赖做出的决策如何影响股票的系统性尾部风险。

本文的主要贡献体现在：第一，现有文献大都围绕系统性极端风险的存在性展开，即证明系统性尾部风险可否作为新的风险定价因子，较少涉及股票系统性尾部风险的影响机制，本文对该问题进行了初步探究。第二，虽然投资者网络的存在性已被多篇学术文献从各个方面所证实，但较少文献用投资者网络来解释其对资产定价的影响，本文的工作是这方面的尝试。

二、文献综述

(一) 股票系统性尾部风险

本文重点考察基金信息传递对股票系统性尾部风险的影响，因此需要对系统性尾部风险进行界定。首先，股票系统性尾部风险属于尾部风险，即所谓的极端风险 (rare disaster)，而极端风险与下跌风险是不同的。下跌风险是相对于上升收益来说的，只要是下跌现象都属于下跌风险的研究范畴，并且对下跌风险的研究通常关注的是其与上升状态时股票表现的区别和非对称性，比如 Ang *et al.* (2006) 认为投资者对于股票的下跌损失和上升收益的关注度是不同的，那些对市场下跌更敏感的股票投资者往往要求额外的风险补偿。与之不同，尾部风险则只关注极端的上升和下跌情况，并且通常更关心极端下跌。

其次，系统性尾部风险也与尾部风险不同。尾部风险通常关注的是极端情况下的市场表现、影响因素、时变性等，如 Bollerslev and Todorov (2011) 和 Gabaix (2012) 对尾部风险的研究认为时变的极端风险可以解释股权溢价之谜。而系统性尾部风险理论则认为在市场极端下跌时，对极端下跌更加敏感的股票有更高的预期收益，并试图证明系统性尾部风险作为新的定价因子的合理性。具体到衡量股票系统性尾部风险的指标方面，Chabi-Yo *et al.* (2018) 利用 Copula 函数计算股票与市场的尾部相依系数 LTD (lower tail dependence)，来衡量在极端行情下股票对市场的敏感程度，发现具有更高 LTD 的股票其平均收益相对更高。刘圣尧等 (2016) 也采用了与 Chabi-Yo *et al.* (2018) 类似的极值相关性构造方法，将市场极端下跌时个股出现极端

下跌的条件概率定义为系统性尾部风险，并发现股票的系统性尾部风险与预期收益率显著正相关。在最新的研究中，Oordt and Zhou (2016) 以“安全第一原则”(safety first) 为基础假设并利用极值理论推导出尾部 Beta 指标，实证分析发现在市场极端下跌时，尾部 Beta 越大的股票跌幅越大，同时尾部 Beta 越大的股票在非极端情况时的收益率越高，即存在显著的风险溢价。

从前述分析中可以看出，比起相关性指标，尾部 Beta 可以更好地刻画在市场极端下跌时个股跌幅的绝对大小，而相关性指标只能给出一个相对概率值，因此采用尾部 Beta 作为股票系统性尾部风险指标相对更为直观，也更为合适。

(二) 投资者网络结构

Shiller and Pound (1989) 开展的一项问卷调查结果表明，直接的人际沟通在投资者决策中起着非常重要的作用，即所谓的“口耳相传”效应 (word of mouth effect)。而 Arnswald (2001) 针对德国共同基金经理的大型问卷调查也发现了基金经理之间会相互交流的现象，这都是投资者网络存在的早期证据。之后，大量学者对投资者网络进行了研究。大体来看，这些研究根据其网络的构建方式大致可以划分为以下三类。

第一类文献主要是根据投资者的社会属性（教育背景、工作背景等）来构建投资者网络。如 Cohen *et al.* (2008) 发现基金经理更加倾向于投资董事会成员与该基金经理存在校友关系的上市公司。申宇等 (2016) 也发现校友关系能为基金带来业绩的正向提升，这种积极影响的作用机制在于关系网络能够享有更多的私有信息。Cici *et al.* (2017) 通过同一基金家族构成的投资网络发现，家族内相同投资风格的基金持仓重合度较高，而不同投资风格的基金之间持仓重合度较低。

第二类文献主要以投资者所处的地理位置来构建投资者网络。该类网络构建方式的出发点在于，处于相同地理区位的个体更容易，也更有可能存在某种社会交往。虽然这种交往不能被直接观测到，但却可以通过其他间接方式进行检验。Hong *et al.* (2005) 发现，基金经理买入或卖出股票时会显著受到位于同一座城市的其他基金买卖行为的影响。这篇文献具有里程碑意义，它拓展了投资者网络之中社会联系的边界，使得网络构成的联系方式不再局限于个体直接的社会属性。Pool *et al.* (2015) 认为彼此的居住地很近的基金经理很可能存在某种社会联系，因此他们通过基金经理居住地信息将居住地在 1 英里¹ 以内的两个基金经理定义为邻居，发现邻居基金经理所管理基金之间的持仓和交易行为都有很强的相似性，而且这种效应不能被基金经理的偏

¹ 1 英里 = 1 609.34 米。

好所解释。

第三类文献则基于投资标的来构建网络。Pareek (2012) 认为共同重仓持有同一只股票的基金经理可能存在某种信息交流，因此他通过基金之间相同的重仓股建立了信息网络，实证分析发现同一网络中的基金有着显著的一致交易行为。肖欣荣等 (2012) 参考 Pareek (2012) 的方法构建了投资者信息网络，发现中国 A 股市场上股票网络密度对股票的动量或反转效应没有显著影响。刘京军和苏楚林 (2016) 通过建立基金网络、利用空间计量方法发现同一网络中的基金之间的资金流量具有显著的溢出效应。

总的看来，前两类文献在构建网络时主要侧重于投资者自身的背景信息（包括所在地、教育经历和工作经历等），进而探讨这种基于背景信息的网络联系是否具有独特价值，能否提升网络内部个体的收益；第三类文献则不同，它侧重于从投资者的事后行为（利用投资标的来表示其行为）来构建信息网络，进而探究投资者网络对资本市场和资产价格的影响。本文是对第三类文献的延伸。

三、数据、变量与研究设计

(一) 样本选取与数据来源

本文采用的基金数据来自 Wind 数据库中开放式基金的数据，以普通股票型开放式基金和偏股混合型开放式基金作为研究对象，并且只考察主动型基金，剔除了指类型、增强指类型基金等被动型投资基金。股票收益率数据则来自 CSMAR 数据库，考虑到金融类公司的资产负债结构与其他行业存在显著差异 (Fama and French, 1992)，本文剔除了金融类公司。另外，为了排除一些特殊股票的影响 (王茵田和朱英姿, 2011)，这里还剔除了 ST 股票的数据。由于建立基金网络和计算基金持仓变化需要基金持股明细数据，而基金一、三季报只公布基金十大重仓股，因此本文选择数据频率为半年度，并以 2005 年 6 月 30 日至 2015 年 12 月 31 日为样本区间进行实证研究。

(二) 个股系统性尾部风险的定义

本文参考 Oordt and Zhou (2016) 对个股系统性尾部风险的定义，

$$R_j^e = \beta_j^T R_m^e + \epsilon_j, \text{ 其中 } R_m^e < -\text{VaR}_m(\bar{p}), \quad (1)$$

$$R_j^e = R_j - R_f, \quad R_m^e = R_m - R_f, \quad (2)$$

$$\Pr(R_m^e < -\text{VaR}_m(\bar{p})) = \bar{p}, \quad (3)$$

其中， R_f 是无风险利率， R_j 是股票 j 的收益率， R_m 是市场收益率， R_j^e 是股

票 j 的超额收益率， R_m^e 是市场超额收益率²。VaR _{m} (\bar{p}) 表示概率为 $1-\bar{p}$ 时市场超额收益率 R_m^e 的 VaR (Value at Risk) 值， \bar{p} 表示损失超过该 VaR 值的概率。公式 (1) 相较于普通的 CAPM 模型加入了一个额外条件，将模型限定在收益率分布的左尾，类似于市场处于极端下跌情况下的 CAPM 模型，其中的 β_j^T 刻画了股票 j 的系统性尾部风险，这与传统的系统性风险定义方式类似，但又有所区别。传统的系统性风险指标 (Beta) 针对的主要是股票的平均收益表现，而本文所使用的尾部 Beta 更关注市场极端下跌时个股的表现。

关于系统性尾部风险的具体计算，虽然可以按照式 (1) 在市场极端下跌情况下直接回归得到系数 β_j^T ，但由于处于极端情况的样本量过小，简单回归的估计误差较大。Oordt and Zhou (2016) 通过极值理论构建了如下的计算方法：

$$\hat{\beta}_j^T = \tau \widehat{(k/n)^{1/\hat{\alpha}_m}} \frac{\widehat{\text{VaR}_j(k/n)}}{\widehat{\text{VaR}_m(k/n)}}, \quad (4)$$

$$\frac{1}{\hat{\alpha}_m} = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k \log X_{n,n-i+1}^{(m)} - \log X_{n,n-k}^{(m)}, \quad (5)$$

$$\hat{\tau} = \frac{1}{k} \sum_{t=1}^n \mathbb{1}_{\{X_t^{(j)} > X_{n,n-k}^{(j)} \text{ and } X_t^{(m)} > X_{n,n-k}^m\}}, \quad (6)$$

式 (4) 中的尾部 Beta 即衡量了系统性尾部风险。其中，计算尾部 Beta 指标的样本量为 n ，而 k/n 即表示如前所述的收益率超过 VaR 值的概率 \bar{p} 。样本的市场超额回报率为 $R_{m,1}^e, \dots, R_{m,n}^e$ ，可定义损失为超额回报率的相反数，即 $X_t^{(m)} = -R_{m,t}^e, t=1, \dots, n$ 。接着将损失从小到大排列如下： $X_{n,1}^{(m)} \leq X_{n,2}^{(m)} \leq \dots \leq X_{n,n}^{(m)}$ ，尾部指数 (tail index) 的估计量即为式 (5) 所示。按上述相同方法定义股票 j 的损失 $X_t^{(j)} = -R_{j,t}^e, t=1, \dots, n$ ，那么 $X_{n,n-k}^{(j)}$ 就是样本中股票 j 第 $k+1$ 高的损失，尾部相依系数 (tail dependence) 的估计量可按式 (6) 进行计算。式 (4) 中的两个 VaR 值分别用股票 j 和市场超额回报的第 $k+1$ 高的损失表示。

(三) 系统性尾部风险的计算细节

根据 Oordt and Zhou (2016) 的经验，在计算 β_j^T 时有两点需要注意：第一，为了得到 β_j^T 的准确值，样本量不能太小。因此我们采用了过去 5 年的日度数据，即式 (4) 中的 n 取值约为 1 250；第二， k 的选择在计算中至关重要。 k 选择太小会使最终纳入计算的有效样本太少，若 k 太大又可能将不处于极端情况的观测纳入进来，从而扰乱结果。我们将 k 从 1 到 100 取值，然

² 此处的超额收益率为超过无风险利率的那部分收益率。

后计算出样本所有股票的 β^T 均值，两者关系如图 1 所示：

从图 1 可以看出，当 k 值上升到 20 左右时， β^T 的值开始趋于稳定。考虑到中国股市特殊的交易制度，即存在涨跌幅限制，为了减少 β^T 的误差， k 值应略向上取并使得 VaR 值小于 10%。因此本文 k 值最终选择为 25，为 1 250 的 2%，计算出的尾部指数 (tail index) 的均值为 3.59，与 Oordt and Zhou (2016) 文中的 3.5 非常接近。

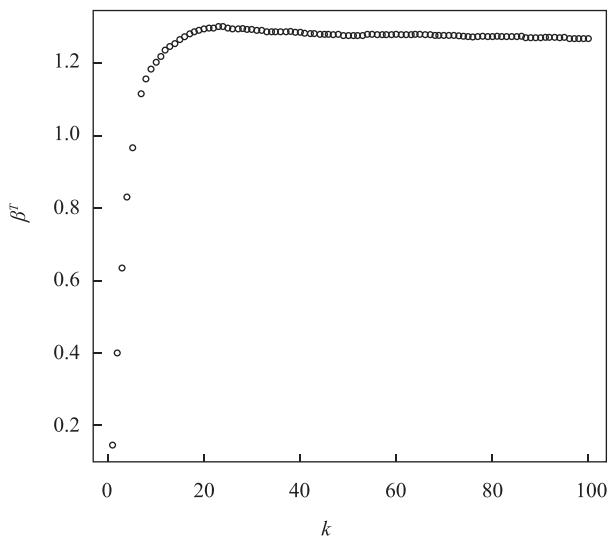


图 1 尾部 Beta 的计算与 k 值的选取

通常而言，当市场处于极端下跌行情时，系统性风险 β 越大的股票也跌得越多，这就导致系统性尾部风险 β^T 与系统性风险 β 是显著正相关的。因此为了排除 β^T 中 β 的影响，隔离出系统性尾部风险的独特效应，更好地度量系统性尾部风险，本文采用了 β^T 与 β 的差值 ($\beta^T - \beta$) (极端风险 Beta 差，后文简称 Beta Spread) 作为最终股票系统性尾部风险的衡量指标。为了与 β^T 的期限相匹配，参考 Oordt and Zhou (2016) 的方法， β 值的计算也由前 5 年的数据滚动计算得出。

(四) 信息网络特征的定义与度量

参考 Pareek (2012) 和肖欣荣等 (2012) 的方法，本文对基金信息网络及其相关特征作随后的定义。

基金网络：如果两只基金重仓持有相同的股票 (占各自仓位的 5% 以上)，我们认为两只基金彼此之间存在关联。我们定义基金 J 的网络 $N(J)$ 为与它存在关联的其他基金的集合。这里 $N(J)$ 中不包括与基金 J 在同一家基金管理公司的基金。

基金网络的度：基金 J 的度 $D(J)$ 定义为基金网络 $N(J)$ 中元素的个数。

基金网络密度：基金 J 的网络密度 $M(J)$ 为基金 J 的网络 $N(J)$ 中节点（包括基金 J ）之间实际连接的边数与可能存在的边数最大值之比。由于基金网络密度与基金网络内节点数目存在显著的负相关关系，考虑到不同大小基金网络的网络密度可比性的问题，我们参考 Hong et al. (2000)、Nagel (2005) 的方法对基金 J 的网络密度 $M(J)$ 进行调整，即每期对全样本基金进行下列横截面回归：

$$\ln \left(\frac{M(j)_t}{1-M(j)_t} \right) = \alpha_t + \beta_t \log (D(j)_t) + \varepsilon_{j,t}, \quad (7)$$

$$M^*(j)_t = \varepsilon_{j,t}, \quad (8)$$

式 (8) 中的 $M^*(j)_t$ 就是调整后的残差基金网络密度。通常而言，网络密度越高意味着网络内各节点之间的连通性越好，各节点之间的连接越紧密。

基金网络集中度：记基金 J 网络中的所有与该网络中的某只基金 q 相关联的基金（包括基金 J ）的数目为 n_{Jq} ，对基金 J 网络中的每只基金作相同处理，得到一列 n_{Jq} ，则基金 J 的网络集中度为：

$$C(J) = \text{Stdev}(n_{Jq}) / \text{Mean}(n_{Jq}). \quad (9)$$

根据式 (9)，网络集中度越高表明越可能存在一个中心节点，网络中的普通节点受到中心节点的影响越大。

股票网络：记重仓持有股票 i 的基金 J 为 $J(i)$ 。定义股票 i 的网络 $S(i)$ 为基金网络 $N(J(i))$ 中元素 K 的集合（包括基金 J ），即

$$S(i) = \{K, J(i); K \in N(J(i))\}. \quad (10)$$

换言之，股票网络就是由重仓持有该股票的基金以及这些基金所属的基金网络组合而成。

股票网络密度：基金持有的股票 i 的网络密度 $M(i)$ 为股票 i 的网络 $S(i)$ 中节点之间实际连接的边数与可能存在的边数最大值之比。同样由于股票网络密度与股票市值（股票市值越大，重仓该只股票的基金越多，股票网络规模越大）显著负相关，为了消除股票市值的影响，我们采用上述处理基金网络的类似方法将股票网络密度对其流通市值 Mcap_i 进行回归：

$$\ln \left(\frac{M(i)_t}{1-M(i)_t} \right) = \alpha_t + \beta_t \log (\text{Mcap}_{i,t}) + \varepsilon_{i,t}, \quad (11)$$

$$RM_{i,t} = \varepsilon_{i,t}. \quad (12)$$

式 (12) 中的 $RM_{i,t}$ 为股票 i 的残差网络密度。

股票网络集中度：记股票 i 的网络中所有与该网络中的某只基金 p 相关

联的基金的数目为 n_{ip} ，对股票 i 网络中的每只基金作相同处理，得到一列 n_{ip} ，则股票 i 的网络集中度³ 为：

$$C(i) = \text{Stdev}(n_{ip}) / \text{Mean}(n_{ip}) \quad (13)$$

(五) 基金信息网络对系统性尾部风险的影响

本文首先试图确认在市场极端下跌时，基于 Pareek (2012) 构建的重仓持股信息网络的存在性，接着探究基金网络密度和集中度等信息传导特征是否会在市场极端下跌时造成内部基金行为特征的改变，最后探讨这种改变的基金行为特征对股票系统性尾部风险的影响。

1. 市场极端情况下重仓持股基金网络存在性的证明

严格来说 Pareek (2012) 定义的基金和股票网络属于非典型的社交网络 (social network) 范畴。典型的社交网络应该是基于投资者的背景信息，例如 Cohen et al. (2008)、Hong et al. (2005) 和 Pool et al. (2015) 等从教育背景、工作经历、地理位置等因素构建的社交网络。虽然基于背景信息构建的网络节点之间存在诸如校友、邻居等关系，但信息网络是无法直接观察的，所以上述网络节点之间是否真正存在交流并不能确定。为解决该问题，当前文献的主流做法是探究网络节点之间的持仓和交易的一致性，以此表明网络节点之间确实存在信息沟通。重仓持股网络构建则是 Pareek (2012) 基于这个逻辑的反向推演：既然可以从源头（背景）寻找存在交流的网络，那同样可以从结果（持仓）来寻找存在交流的网络。加之 Bushee and Goodman (2007) 和 Cohen et al. (2010) 证实了基金重仓某只股票是因为拥有关于这只股票的私有信息，因此基金共同重仓同一只股票很可能是具有某种共同背景的基金之间相互交流的结果。从结果出发构建网络，我们并不需要明确基金之间到底存在什么背景联系，但它们之间交易是否存在显著的一致性便是信息网络存在的关键证据。

本文关注的是极端情况下，重仓持股信息网络是否仍然有效，内部基金之间是否仍然存在交流。基于这种考虑，我们采用如下模型进行检验：

$$\Delta h_{j,t}^i = \alpha + \beta \times \Delta H_{N,j,t}^i + \gamma \times \Delta H_{R,j,t}^i + \varepsilon_{j,t}^i, R_m^e < -\text{VaR}_m(\bar{p}), \quad (14)$$

其中，因变量 $\Delta h_{j,t}^i$ 表示基金 j 在 t 期与 $t-1$ 期对股票 i 的持仓变化量，具体计算过程如下：经过拆分调整后的基金期末持仓股数减去其期初持仓股数，得到每只基金对每只股票的股数变动。但相同的股数变动对不同规模基金的意义不同，不具可比性。因此，参考 Hong et al. (2005) 将变动股数乘以股

³ 网络集中度主要用网络中每只基金的连接数目的标准差来衡量，若少部分基金连接数目多，其他基金连接数目少，则标准差大，即网络集中度大，而分母的连接数目均值是用来调节基金之间的可比性的。

票期初的股价得到一个变动金额，然后比上基金期初的持仓总市值，得到最终基金对每只股票的一个变动比例 $\Delta h_{j,t}^i$ 。 $\Delta H_{N,j,t}^i$ 表示基金 j 的基金网络中的其他基金在 t 期与 $t-1$ 期对股票 i 的平均持仓变化，若 β 显著为正则表示基金网络中的基金存在一致交易行为。 $\Delta H_{R,j,t}^i$ 表示除了基金 j 的样本中的其他所有基金在 t 期与 $t-1$ 期对股票 i 的持仓平均变化量，用于控制影响整个市场的共同因素。模型中的附加条件 $R_m^e < -\text{VaR}_m(\bar{p})$ 用以表示市场极端下跌的情形。特别的，本文选取2008年金融危机和2015年股灾这两个典型时期作为检验样本。

但由于信息交流的时效性，需要检验同时期基金的交易一致性，这便产生了所谓的同群效应（peer effect）问题，导致内生性的质疑。同群效应的具体分析将在实证结果讨论部分详解。

2. 极端情况下信息网络结构特征对内部基金行为特征的改变

投资者根据自己拥有的信息集合来进行投资决策，而信息网络结构特征影响到信息传递的快慢、多寡、强弱，势必会对投资者的行为产生巨大影响。

就网络集中度而言，它衡量的是网络内节点之间的信息层级差异是否鲜明。直观来讲，网络集中度较大的网络就好比现实生活中竖直型的公司治理结构，网络集中度较小的网络则好比扁平型的公司治理结构。当网络集中度较大时，信息多来自处于中心位置（存在信息优势）的基金，其他与之相连的基金多采取追随策略，因此这种交流往往是单向的。当市场极端风险发生时，网络集中度大的网络中的中心基金由于自身信息获取的优势会率先察觉，然后迅速出逃，接着信息向下传递，接收到信息的基金依次卖出，形成抢跑，有时叠加恐慌情绪的蔓延，最后形成严重踩踏，造成资产价格的极端下跌。因此，我们预计在市场极端情况下，网络集中度将会显著增强网络内部基金的行为一致性，从而加剧踩踏的程度。

就网络密度而言，它衡量的是网络节点之间的连接紧密程度。直观来讲，网络密度较大表明网络内部节点之间的连接很密集，现实生活中就好比大学同一个宿舍的几位同学形成的关系网络，相互之间都存在连接（两两相连），形成了一个紧密的交际圈；而网络密度较小则好比一位同学与他的小学同学、初中同学还有高中同学形成的关系网络，虽然他们都与这位同学相联系，但他们之间并不互相认识，也很难说他们之间形成了一个紧密的圈子。就此看来，网络密度大的网络中成员联系更加紧密，交流更加频繁顺畅，利益更加协调，一旦危机发生，能够及时沟通，减少彼此之间卖出的一致性，从而减少踩踏，避免相互伤害。因此，我们预计在市场极端情况下，网络密度能够显著削弱内部基金的行为一致性，减少集体踩踏的发生。

为了检验上述猜想，本文建立如下模型，分别针对处于市场极端下跌周期的样本（金融危机和股灾）和市场正常时期的样本（剔除金融危机和股灾）

进行检验：

$$\Delta h_{j,t}^i = \alpha + \beta \times \Delta H_{N,j,t}^i + \delta \times \Delta H_{N,j,t}^i \times M^*(J)_{j,t-1} + M^*(J)_{j,t-1} + \gamma \times \Delta H_{R,j,t}^i + \varepsilon_{j,t}^i, \quad (15)$$

$$\Delta h_{j,t}^i = \alpha + \beta \times \Delta H_{N,j,t}^i + \delta \times \Delta H_{N,j,t}^i \times C(J)_{j,t-1} + C(J)_{j,t-1} + \gamma \times \Delta H_{R,j,t}^i + \varepsilon_{j,t}^i. \quad (16)$$

在式(5)、式(6)中， $M^*(J)_{j,t-1}$ 为 $t-1$ 期期末经过基金网络度调整后的基金网络密度， $C(J)_{j,t-1}$ 为 $t-1$ 期期末基金网络的集中度。为了增强结果的稳健性，我们在具体回归时还加入了股票特征作为控制变量。包括股票市值的自然对数($\ln Mcap$)、股票市值账面比(MBratio)、股票换手率(Turnover)、上一期的股票收益率(Pastreturn)、公开信息[如股票的机构评级得分(MeanRec)和机构评级得分变化(ChangeRec)]。同时，我们还在回归中控制了年度和行业变量。

3. 基金网络改变的行为特征对股票系统性尾部风险的影响

如前所述，本文的系统性尾部风险指标 BetaSpread 衡量的是个股与市场的尾部收益相依系数。由于市场对所有个股来说是相同的参考系，因此在市场极端下跌情况下的个股跌幅越大，此时两者收益的相关性越大，即系统性尾部风险越大。与之相区别的是个股的尾部风险，它衡量的是特定个股整个收益分布的尾部收益大小，但并不限定该极端收益是否出现在市场极端下跌情况下。

那么在市场极端下跌情况下，基金一致性卖出某只股票的程度必将对该股票的系统性尾部风险产生重大影响。若基金信息网络结构特征果真能影响基金交易行为一致性，那么由基金网络组合而成的股票信息网络的结构特征也将会成为解释股票系统性尾部风险差异的一个重要因素。因此我们设立如下模型进行验证：

$$\text{BetaSpread}_{i,t} = \alpha + \delta \times RM_{i,t-1} + \gamma \times \text{ControlVariables}_{i,t-1} + \varepsilon_{i,t}, \quad (17)$$

$$\text{BetaSpread}_{i,t} = \alpha + \delta \times C(i)_{i,t-1} + \gamma \times \text{ControlVariables}_{i,t-1} + \varepsilon_{i,t}, \quad (18)$$

其中， $RM_{i,t-1}$ 为 $t-1$ 期期末股票*i*的残差网络密度， $C(i)_{i,t-1}$ 为 $t-1$ 期期末股票*i*的网络集中度， $\text{BetaSpread}_{i,t}$ 是股票*i*在第*t*期的系统性尾部风险。控制变量方面，本文用股票市值的自然对数($\ln Mcap$)和股票市值账面比(MBratio)控制股票的基本特征。考虑到市场发生极端风险时，高价股、热门股和之前涨幅较大的股票回调幅度可能更大，因此分别加入股票价格(StockPrice)、股票换手率(Turnover)和上一期的股票收益率(Pastreturn)作为股票脆弱性的控制变量。另外，股票的异质性波动率(IdioRisk)和股票机构投资者持有比例(Inst)也可能对股票的系统性尾部风险产生重要影响。同时，我们还控制了年度和行业变量。

四、实证结果分析

(一) 主要变量描述统计

表1 报告了主要变量的描述性统计结果。

表1 主要变量的描述性统计

变量名	变量定义	均值	标准差	最小值	最大值
BetaSpread	股票系统性尾部风险	0.240	0.265	-1.408	1.332
$M(J)$	基金网络密度	0.041	0.084	0.002	0.500
$C(J)$	基金网络集中度	0.302	0.184	0.000	0.757
$M(i)$	股票网络密度	0.479	0.211	0.073	0.985
RM_i	股票残差网络密度	0.000	0.776	-1.808	4.053
$C(i)$	股票网络集中度	0.431	0.148	0.000	1.301
MeanRec	股票的机构评级得分	1.603	0.377	1.000	5.000
ChangeRec	股票的机构评级得分变动	-0.099	0.347	-2.333	3.000
Mcap	股票市值(亿元)	244.448	776.771	5.005	6746.379
MBratio	股票市值账面比	3.678	2.697	0.087	29.544
StockPrice	股票价格(元)	22.883	20.537	1.910	257.650
Pastreturn	上期股票收益率(%)	8.449	35.027	-71.343	294.200
Turnover	股票换手率(%)	1.990	1.565	0.003	16.284
IdioRisk	股票异质性波动率(%)	2.324	0.848	0.121	22.065
Inst	股票机构投资者持有比例(%)	46.344	19.607	1.971	99.596

为了对基金网络和基金网络组合而成的股票网络有一个直观印象，我们选取了样本中的一只基金以及某只股票，并分别对它们的网络结构作图，如图2所示。

图2左边所示为华夏大盘精选基金于2015年6月末所处的基金网络，中心的方块表示华夏大盘精选，其他圆点表示华夏大盘精选的基金网络成员，即与华夏大盘精选基金重仓相同股票的基金（图中同时考虑了其他基金的相互连接）。其中离中心基金距离较近、连接数目较多的基金还标注了基金名称。图2右边为某只股票在2015年年末的股票网络结构图。中间位置的三个方块表示该期重仓该个股的三只基金“宝盈睿丰创新混合型基金”“博时第三产业混合型基金”“嘉实成长收益混合型基金”，其他圆点为这三只基金的基金网络成员的集合。

(二) 极端情况下的基金行为一致性

由于本文样本频率为半年度,为了检验市场极端情况下的基金行为特征的有效性,因此需要市场连续长时间处于极端下跌中的样本。能够满足上述要求的样本期间包括 2007 年 12 月底到 2008 年 12 月底的大跌,以及 2015 年的股灾。

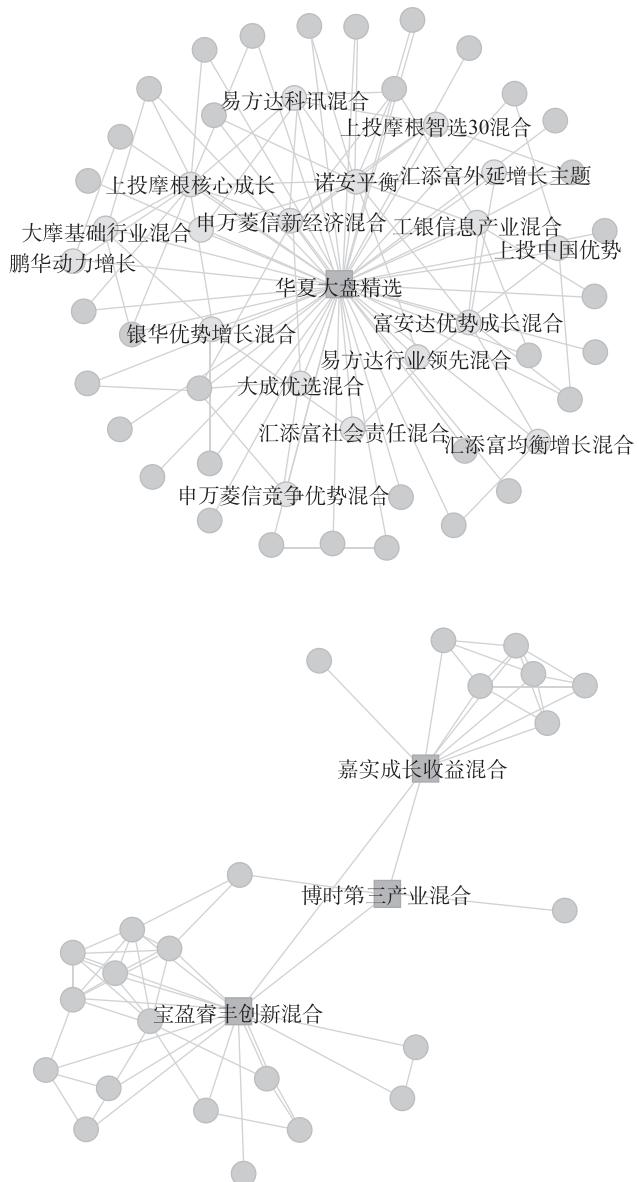


图 2 基金与股票网络结构

本文首先利用模型(14)的回归验证在市场极端下跌情况下，网络中的基金是否仍然存在交易行为一致性，也即重仓持股信息网络的存在性。结果如表2第(1)列所示⁴， $\Delta H_{N,j,t}^i$ 的系数显著为正，表明基金j网络中其他基金若对于股票i持仓变动1%，会导致基金j对于股票i的仓位显著同向变动0.30%，说明在市场极端下跌时，信息网络内部基金仍然存在显著的交易行为一致性。

表2 市场极端下跌时的基金行为一致性

	(1)	(2)	(3)
$\Delta H_{N,j,t}^i$	0.298 *** (9.906)	-0.763 *** (-11.695)	-0.030 *** (-4.610)
$\Delta H_{R,j,t}^i$	0.581 *** (13.778)	1.664 *** (19.788)	1.088 *** (49.346)
$\ln Mcap_{i,t-1}$	-0.000 *** (-6.351)	-0.000 *** (-6.108)	-0.000 *** (-6.614)
$MBratio_{i,t-1}$	0.000 (0.640)	0.000 (1.488)	0.000 (0.799)
$Turnover_{i,t-1}$	0.001 (1.110)	0.000 (0.888)	0.000 (1.511)
$Pastreturn_{i,t-1}$	-0.000 *** (-4.745)	-0.000 *** (-3.777)	-0.000 *** (-5.615)
$MeanRec_{i,t-1}$	0.000 *** (4.049)	0.000 ** (2.021)	0.000 *** (3.538)
$ChangeRec_{i,t-1}$	-0.000 (-0.712)	-0.000 (-0.924)	-0.000 (-0.203)
Year	已控制	已控制	已控制
Industry	已控制	已控制	已控制
Adj. R ²	2.05	1.25	1.08
N	462 190	903 119	468 431

注：括号内是通过回归系数与其聚类修正标准误计算出的t值；**、***分别表示在5%、1%的置信水平下显著。

如前所述，表2第(1)列的回归结果是针对相同网络内的基金对同一只股票的同时买卖行为，实在是难以区分这种是因果关系还是典型的相关行为。我们曾试图利用某些事件导致基金重仓股仓位急剧下跌来构建外生冲击进行

⁴ 由于是市场极端下跌情况下的条件回归，样本期数较少，表中回归系数标准误仅在股票层面进行了聚类修正。

检验，但面临一个难以调和的矛盾：若该事件属公司层面的（如重庆啤酒的乙肝疫苗失败等），那么只会有特定几个基金网络遭受到该外生冲击，如果利用极少部分样本进行检验，必然使得样本失去代表性，从而结论有偏。若该事件属于行业或者宏观层面，那么就很难找到既能够影响网络平均持仓量（自变量 $\Delta H_{N,j,t}^i$ ）却又不直接影响单个基金持股（因变量 $\Delta h_{j,t}^i$ ）的外生变量。因此我们不直接验证因果关系，而是通过增加部分实证检验来尽可能排除相关关系对结果的影响。

典型的相关行为来源于同一网络中的基金存在某种共性，从而使得交易产生了显著的相关性。总的来说，同一基金网络中基金的共性可能存在两个层面，一是股票层面，即由于重仓同一只股票反映出来的共性，比如可能同一网络的基金偏好类似，所以交易也相关。二是基金层面，即同一网络的基金可能某些特征存在共性，比如规模、风格等，从而重仓了同一只股票，同时也产生了类似的交易行为。因此，我们分别从这两个方面入手进行排查。

1. 股票层面共性排查

此处，我们采用间接连接 (indirect connection) 的思想。基金 j 与其基金网络中的某只基金 k 相连，同时基金 k 也存在基金网络，那么基金 j 就与基金 k 网络中那些不在基金 j 网络中的基金产生了间接联系。与基金 j 间接联系的基金并没有与基金 j 重仓同一只股票，也就是削弱了我们提到的股票层面的共性（还不能排除偏好类似的可能），同时也削弱了它们之间的信息连接（直接联系变为间接联系），我们期望的是从基金行为一致性程度对此变化的响应方式来下判断。我们检验了基金 j 的间接网络与基金 j 的交易行为一致性，实证结果如表 2 第 (2) 列所示， $\Delta H_{N,j,t}^i$ 的系数显著为负。如果是由于基金偏好类似而导致交易一致，则此处系数应该为正，因为间接联系并没完全将偏好剔除。合理的解释应该是信息传递需要时间，信息网络圈层的外移，导致信息传递产生了时滞，当基金 j 已经开始卖出时，其他间接连接的基金可能才收到信息开始买入，从而导致交易行为显著相反。由此，我们排除了股票层面共性导致交易行为一致的可能性。

2. 基金层面共性排查

排除股票层面的共性后，另一个可能就是基金特征共性。此处，我们采用倾向得分匹配 (propensity score matching) 的方法。我们对基金 j 的网络中的每只基金不重复地匹配一只不与基金 j 直接相连的其他基金，用于匹配的变量包括基金规模、基金家族规模、基金换手率、基金年龄、基金费用率、基金上期业绩、基金上期资金净流入、基金净值波动率，还有基金风格。

由于采用倾向匹配得分法，这些基金在特征上与基金 j 直接相连的基金

类似，保留了它们基金层面的共性，但是进一步削弱了两者之间的信息联系（匹配的基金有可能与基金 j 间接相连或者既不直接也不间接相连）。我们检验了基金 j 的匹配网络与基金 j 的交易行为一致性，实证结果如表 2 第（3）列所示。 $\Delta H_{N,j,t}^i$ 的系数仍然显著为负，但系数大小和统计显著性均远不如第（1）、（2）列。若是由于基金特征层面导致的相关关系，则该结果应该仍然显著为正，因为我们保留了基金层面的共性。合理的解释是，信息网络圈层进一步外移，匹配网络基金的交易行为对基金 j 的交易行为影响很小（系数和显著性水平陡降），之所以系数仍然显著为负是因为匹配基金中含有部分基金是与基金 j 间接相连的。至此，我们也排除了基金层面共性导致交易行为一致的可能性。

综上所述，我们有理由相信即使是在市场极端下跌情况下，重仓同一只股票的基金之间仍然存在信息交流。

（三）信息网络结构与内部基金行为特征

上一小节的实证结果表明，在市场极端下跌情况下，重仓持股信息网络仍然存在，那么决定网络内部信息传递机制的网络结构特征又是否会如我们的预期一样对基金行为产生显著影响？为此，我们分别利用模型（15）、（16）对处于市场极端下跌周期的样本（金融危机和股灾）进行了检验，同时以市场正常时期样本（剔除金融危机和股灾）的结果作为对照。结果如表 3 所示：

表 3 信息网络结构与内部基金行为特征

	Extreme		Normal	
	(1)	(2)	(3)	(4)
$\Delta H_{N,j,t}^i$	0.318 *** (10.949)	0.065 *** (2.721)	0.140 *** (4.695)	0.065 *** (3.193)
$\Delta H_{N,j,t}^i \times M^*(J)_{j,t-1}$	-0.187 *** (-3.689)		-0.008 (-0.180)	
$M^*(J)_{j,t-1}$	-0.000 * (-1.847)		-0.000 ** (-1.975)	
$\Delta H_{N,j,t}^i \times C(J)_{j,t-1}$		0.846 *** (10.782)		0.446 *** (5.804)
$C(J)_{j,t-1}$		0.000 *** (4.117)		0.000 ** (2.409)
$\Delta H_{K,j,t}^i$	0.560 *** (13.678)	0.462 *** (9.006)	0.710 *** (30.617)	0.678 *** (23.001)

(续表)

	Extreme		Normal	
	(1)	(2)	(3)	(4)
lnMcap _{i,t-1}	-0.000 *** (-6.478)	-0.000 *** (-5.578)	-0.000 ** (-2.136)	-0.000 (-1.559)
MBratio _{i,t-1}	0.000 (0.298)	0.000 (0.416)	0.000 (1.605)	0.000 (1.403)
Turnover _{i,t-1}	0.000 (1.037)	0.000 (0.204)	-0.000 (-0.966)	-0.000 (-0.708)
Pastreturn _{i,t-1}	-0.000 *** (-4.223)	-0.000 *** (-3.176)	-0.000 *** (-2.987)	-0.000 *** (-2.846)
MeanRec _{i,t-1}	0.000 *** (3.927)	0.000 *** (4.077)	0.000 *** (3.543)	0.000 *** (3.347)
ChangeRec _{i,t-1}	-0.000 (-0.531)	-0.000 (-0.779)	-0.000 *** (-2.938)	-0.000 ** (-2.494)
Year	已控制	已控制	已控制	已控制
Industry	已控制	已控制	已控制	已控制
Adj. R ²	2.13	2.50	2.04	2.13
N	462 190	462 190	3 157 128	3 157 128

注：括号内是通过回归系数与其聚类修正标准误计算出的 t 值；*、**、*** 分别表示在 10%、5%、1% 的置信水平下显著。

在表 3 中， $\Delta H_{N,j,t}^i$ 在所有情况下都显著为正，说明不论在市场极端情况还是正常情况下，网络内部基金都表现出显著的行为一致性，即信息网络是存在的。一方面，对比表 3 第(1)列和第(3)列的关于网络密度的结果发现，网络密度对网络内基金的行为一致性影响是时变的。在市场正常情况下交叉项 $\Delta H_{N,j,t}^i \times M^*(J)_{j,t-1}$ 系数为负但完全不显著，这可能是肖欣荣等(2012)发现股票的残差网络密度对股票的动量和反转效应没有显著影响的原因。在极端情况下其系数却显著为负，表明网络密度对机构投资者的影响作用往往体现在市场由于过度非理性而出现严重错误定价的时期。该结果表明网络密度较大的网络中成员之间更加平等，趋向于双向沟通，交流更加频繁顺畅，利益更加协调。在市场正常情况下不盲目跟随，一旦危机发生，能够及时沟通，减少彼此之间卖出的一致性，从而减少踩踏，避免相互伤害。另一方面，对比表 3 第(2)列和第(4)列的关于网络集中度的结果发现，网络集中度对网络内基金的行为一致性影响是非时变的，在市场正常和极端情况下，交叉项 $\Delta H_{N,j,t}^i \times C(J)_{j,t-1}$ 都是显著为正的。但在极端风险下，不论是系数大小还

是统计显著性水平均高于市场正常情况，说明这种强化行为一致性的作用更加明显，这可能是叠加恐慌情绪的结果。由于网络集中度不论在市场正常还是极端情况下均能加强网络内基金行为的一致性，所以往往会长助股票的暴涨暴跌，提升股票的波动性，这也与 Ozsoylev (2005)、Pareek (2012) 等结论一致。

(四) 信息网络结构对股票系统性尾部风险的影响

信息网络结构所代表的特定信息传递机制能够在市场极端下跌情况下增强或削弱网络中基金的行为一致性，从而加剧或减弱踩踏的发生，而这种被改变的行为一致性必然会影响到基金共同买卖的股票的系统性尾部风险上面。接下来利用模型 (17) 和模型 (18) 对该影响进行回归分析，结果见表 4，表中变量的回归系数标准误在股票和时期层面进行了双向聚类修正。

表 4 信息网络结构对股票系统性尾部风险的影响

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
RM _{i,t-1}	-0.024 *** (-3.182)	-0.025 *** (-3.309)	-0.025 *** (-3.196)			
C(i) _{i,t-1}				0.127 *** (2.581)	0.110 ** (2.538)	0.106 ** (2.469)
lnMcap _{i,t-1}	-0.049 *** (-4.157)	-0.049 *** (-3.933)	-0.052 *** (-4.123)	-0.051 *** (-4.323)	-0.052 *** (-4.138)	-0.055 *** (-4.318)
MBratio _{i,t-1}	0.007 (1.584)	0.008 ** (1.992)	0.008 ** (2.009)	0.007 * (1.707)	0.009 ** (2.048)	0.008 ** (2.067)
StockPrice _{i,t-1}		0.001 (1.448)	0.001 (1.345)		0.001 (1.507)	0.001 (1.409)
PastReturn _{i,t-1}		-0.078 ** (-2.323)	-0.080 ** (-2.359)		-0.075 ** (-2.237)	-0.077 ** (-2.275)
IdioRisk _{i,t-1}		-1.156 (-0.865)	-1.439 (-1.053)		-1.071 (-0.832)	-1.352 (-1.031)
Turnover _{i,t-1}		1.228 *** (2.703)	1.954 *** (3.131)		1.156 ** (2.456)	1.878 *** (2.913)
Inst _{i,t-1}			0.092 * (1.705)			0.091 * (1.683)
Year	已控制	已控制	已控制	已控制	已控制	已控制

(续表)

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
Industry	已控制	已控制	已控制	已控制	已控制	已控制
Adj. R^2	13.33	15.36	15.62	13.15	15.09	15.35
N	5 350	5 350	5 350	5 350	5 350	5 350

注：括号内是通过回归系数与其聚类修正标准误计算出的 t 值；*、**、*** 分别表示在 10%、5%、1% 的置信水平下显著。

从表 4 中第 (1)、(2)、(3) 列的结果可以发现，不论添加哪一组控制变量，作为衡量股票网络中基金联系紧密程度的股票网络密度解释变量都是显著为负的。由于股票网络就是重仓该股票的各基金的基金网络集合，因此股票密度越大，就好比形成了一个安全缓冲垫，能够减少危机时该股票的恐慌性下杀，从而降低其系统性尾部风险，这也与我们的预期相符。第 (4)、(5)、(6) 列则是模型 (18) 的回归结果，可见股票网络集中度的系数都是显著为正的，说明网络集中度显著增加了股票的系统性尾部风险。该结果表明当市场极端风险发生时，网络集中度大的网络中的中心基金由于自身信息获取的某些优势会率先察觉，然后迅速出逃，接着信息向下传递，接收到信息的基金依次卖出，形成抢跑，有时叠加恐慌情绪的蔓延，最后形成严重踩踏，这也与我们的预期一致。

五、稳健性检验

为确保前述结果的可靠性，本文还进行了随后一系列的稳健性检验。

第一，我们检验了系统性尾部风险指标的适用性。我们通过变量分组分析发现在市场极端下跌时尾部 Beta 越大的股票跌幅越大，同时尾部 Beta 越大的股票在非极端情况时的收益率越高，即存在显著的风险溢价。由于 Beta Spread 反映出了上述两个事实，说明中国特殊的涨跌幅制度对指标计算影响不大，可以将其作为衡量个股系统性尾部风险准确和稳健的指标。

第二，部分已有文献认为，网络密度越大，成员联系越紧密，一致性应该越强，从而会加大股票的风险，这是由于他们天然地将信息网络连接导致内部成员资产需求偏好一致性 (Ozsoylev, 2005) 与单纯的羊群行为相混淆了。本文通过检验极端下跌后的股价反转效应，发现残差密度越大反转效应越弱，即网络密度越大的股票极端下跌时错误定价的程度越低。该结果证明了不论是“安全网”减少踩踏还是信息传递速度减少过度反应，实质上是同

一个故事。⁵

第三，本文重点关注的是股票网络“结构”对股票系统性尾部风险的影响，为了得到可靠的结果，必须控制住网络“量”的影响。我们定义 $t-1$ 期末股票 i 的股票网络中所有基金持有股票 i 的总份额为 $\text{Netholding}_{i,t-1}$ ，该指标代表了其股票网络对该股票的影响力。结果表明考虑网络“量”的影响后，并不改变最终的结论。

第四，本文的实证研究虽然是利用股票上一期的信息网络结构特征来做解释变量，但由于系统性尾部风险是采用股票历史收益率数据计算，因此有可能是股票的特定收益特征吸引了某些具有共同偏好特征或者相互关联的基金从而形成了特定的网络结构。考虑到股票 i 所处信息网络中基金之间的连接有可能由于重仓股票 i ，也有可能是由于共同重仓其他股票形成的。因此，本文定义变量 $\text{InfPower}_{i,t-1}$ 为股票 i 的股票网络中由于重仓股票 i 形成的连接数目比上整个网络内部所有的实际连接数目，即股票 i 的个体特征对网络结构特征的影响力。在回归中加入变量 $\text{InfPower}_{i,t-1}$ 与网络结构特征的交叉项后，本文的结果没有改变。

第五，前述定义的基金网络规定在同一只股票上面投资超过其持仓 5% 以上的两只基金存在联系，但基金重仓某只股票并不一定都是基金自身的主动行为，可能只是跟随市场的被动策略。因此我们以综合 A 股指数作为基准组合，然后定义两只基金对同只股票的持仓占比与基准组合中相应股票占比的偏离度都超过一定阈值时则彼此相连。采用这一种网络定义方式后，本文结果仍然稳健。

六、结论与启示

本文根据基金重仓持股构造了基金和股票的投资网络，考察了股票网络结构特征对个股系统性尾部风险截面差异的影响，结果表明在市场极端下跌时，同一网络中的基金之间仍然存在信息联系，表现为网络中其他基金对某只股票的平均持仓量下降也会导致该基金卖出该股票从而产生踩踏。而这种信息交流导致的行为一致性，其程度大小还会显著受到网络信息传递机制的影响。我们将股票所处的基金网络结构特征作为核心解释变量对系统性尾部风险指标进行回归分析后发现，网络集中度越高、密度越小的股票，系统性尾部风险越大，因此基金网络的信息传递机制显著影响了市场预期和风险溢

⁵ Crawford *et al.* (2017) 也认为机构投资者共享私有信息是为了团结力量对抗市场非理性（由于个人难以扭转趋势），从而纠正市场的错误定价。

价，也能够进一步影响尾部风险这类“黑天鹅”事件的概率。

本文的研究初步证实了中国市场上存在明显的系统性尾部风险，该结果具有重要的现实意义。A 股的高波动、高换手、快速拉升和急速暴跌并非一朝一夕形成的，这与市场投资者的散户和投机特征以及多年的交易习惯等有关。如果大部分参与者都认同跟庄、炒概念等跟风交易方式，那么投资者其实已经将这种方式可能带来的一致性预期以及极端风险的增加纳入了股票价格和风险补偿。也就是说，投资者已经预见到了特定信息传递机制和一致性交易所带来的“黑天鹅”事件的影响，并通过系统性尾部风险因子的方式进行了定价。此外，本文的结果也表明基金网络造成的圈层效应和交易一致性会显著增加系统性尾部风险，说明机构投资者的行为对信息传递和资产定价有着重要影响，同时该影响也已经被市场所反映。本文的研究结果进一步深化了对极端市场形成和信息传递的理解，也为监管政策和市场稳定规则的构建与实施等提供了有益参考。

参 考 文 献

- [1] Arnswald, T., "Investment Behaviour of German Equity Fund Managers: An Exploratory Analysis of Survey Data", Deutsche Bundesbank Working Paper, 2001.
- [2] Ang, A., J. Chen, and Y. Xing, "Downside Risk", *Review of Financial Studies*, 2006, 19 (4), 1191-1239.
- [3] Bushee, B., and T. Goodman, "Which Institutional Investors Trade Based on Private Information about Earnings and Returns?", *Journal of Accounting Research*, 2007, 45 (2), 289-321.
- [4] Bollerslev, T., and V. Todorov, "Tails, Fears, and Risk Premia", *Journal of Finance*, 2011, 66 (6), 2165-2211.
- [5] Cohen, H., A. Frazzini, and C. Malloy, "The Small World of Investing: Board Connections and Mutual Fund Returns", *Journal of Political Economy*, 2008, 116 (5), 951-979.
- [6] Cohen, R., C. Polk, and B. Silli, "Best Ideas", Working Paper, 2010.
- [7] Chabi-Yo, F., S. Ruenzi, and F. Weight, "Crash Sensitivity and the Cross-Section of Expected Stock Returns", *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 2018, 53 (3), 1059-1100.
- [8] Cici, G., S. Jaspersen, and A. Kempf, "Speed of Information Diffusion within Fund Families", *The Review of Asset Pricing Studies*, 2017, 7 (1), 144-170.
- [9] Crawford, S., W. Gray, and A. Kern, "Why Do Fund Managers Identify and Share Profitable Ideas?", *Journal of Financial & Quantitative Analysis*, 2017, 52 (5), 1-24.
- [10] Fama, E. F., and K. R. French, "The Cross-Section of Expected Stock Returns", *Journal of Finance*, 1992, 47 (2), 427-465.
- [11] Gabaix, X., "Variable Rare Disasters: An Exactly Solved Framework for Ten Puzzles in Macroeconomics", *Quarterly Journal of Economics*, 2012, 127 (2), 645-700.
- [12] Hong, H., T. Lim, and J. C. Stein, "Bad News Travels Slowly: Size, Analyst Coverage, and the

- Profitability of Momentum Strategies”, *Journal of Finance*, 2000, 55 (1), 265-295.
- [13] Hong, H., J. D. Kubik, and J. C. Stein, “The Neighbor’s Portfolio: Word-of-Mouth Effects in the Holdings and Trades of Money Managers”, *Journal of Finance*, 2005, 60 (6), 2801-2824.
- [14] 刘京军、苏楚林,“传染的资金:基于网络结构的基金资金流量及业绩影响研究”,《管理世界》,2016年第1期,第54—65页。
- [15] 刘圣尧、李怡宗、杨云红,“中国股市的崩盘系统性风险与投资者行为偏好”,《金融研究》,2016年第2期,第55—70页。
- [16] Nagel, S., “Short Sales, Institutional Investors and the Cross-Section of Stock Returns”, *Journal of Financial Economics*, 2005, 78 (2), 277-309.
- [17] Ozsoylev, H., “Asset Pricing Implications of Social Networks”, Working Paper, 2005.
- [18] Oordt, M., and C. Zhou, “Systematic Tail Risk”, *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 2016, 51 (2), 685-705.
- [19] Pareek, A., “Information Networks: Implications for Mutual Fund Trading Behavior and Stock Returns”, Working Paper, 2012.
- [20] Pool, V., N. Stoffman, and S. Yonker, “The People in Your Neighborhood: Social Interactions and Mutual Fund Portfolios”, *Journal of Finance*, 2015, 70 (6), 2679-2732.
- [21] Shiller, R., and J. Pound, “Survey Evidence of Diffusion of Interest among Institutional Investors”, Working Paper, 1989.
- [22] 申宇、赵静梅、何欣,“校友关系网络、基金投资业绩与‘小圈子’效应”,《经济学》季刊,2015年第15卷第1期,第403—428页。
- [23] 王茵田、朱英姿,“中国股票市场风险溢价研究”,《金融研究》,2011年第7期,第152—166页。
- [24] 肖欣荣、刘健、赵海健,“机构投资者行为的传染——基于投资者网络视角”,《管理世界》,2012年第12期,第35—45页。

Information Transmission, Collective Stampede and Systematic Tail Risk

ZHENGLEI TIAN RONGHUA LUO*

(Southwestern University of Finance and Economics)

YANG LIU

(Pacific Asset Management LLC.)

Abstract Based on the historical data of Chinese A-share stock market from 2005 to

* Corresponding Author: Ronghua Luo, School of Finance, Southwestern University of Finance and Economics, No. 555, Liutai Avenue, Wenjiang District, Chengdu, Sichuan, 611130, China; Tel: 86-28-87092763; E-mail: ronghua@swufe.edu.cn.

2015, we explore the relationship between the systematic tail risk and the structure characteristics of information network of institutional investors represented by mutual funds. The empirical results show that the funds in the same network still informationally connected even when the market is in extreme decline. This makes them exhibit strong behavioral convergence whose extent influenced by the specific information delivery mechanisms. Further analysis suggests that this enhanced behavior convergence which is the reason of “collective stampede” will influence the systematic tail risk of a stock. Specifically, we find that stocks with lower network density or higher network concentration demonstrate higher systematic tail risk. This paper improves the understanding of the mechanism behind extreme fluctuations on China stock market.

Key Words systematic tail risk, information network, information transmission

JEL Classification G11, G12, G23