

## 股票网络、系统性风险与股票定价

张自力 闫红蕾 张楠\*

**摘要** 基于网络分析视角,本文利用股票回报的相关系数构建股票网络,描述股票市场的拓扑结构和系统性风险的传播路径,以个股的网络中心度刻画其承担的风险水平,研究了股票风险和回报的关系。股票组合的回报随组合的网络中心度提高而提高,网络视角的风险测度对股票回报具有显著的解释能力,不仅包含资产定价模型中的系统性风险,而且能够解释个股的特质风险,是更全面的风险测度。本文提供了新的风险测度方法,拓展了资产定价的研究视角。

**关键词** 股票网络, 网络中心度, 股票定价

**DOI:** 10.13821/j.cnki.ceq.2019.04.15

### 一、引言

金融资产定价的核心问题是分析资产承担的风险与其回报的关系,系统性风险 (systematic risk) 是其中最重要的因素。资产定价模型通过探索系统性风险的本质研究股票定价,认为系统性风险是无法通过分散化组合规避的风险,并通过资产组合回报率之差描述系统性风险。股票之间的风险传播过程对股票回报的影响是传统资产定价研究关注较少的一个领域,在这个过程中个股对风险的传导作用是影响股票回报率的关键因素,例如 2008 年的次贷危机和 2015 年 A 股市场的股灾,都是从个别资产的崩盘向其他资产蔓延从而造成全市场危机。股票的相关性是风险传播的重要机制,股票的相关性一方面来源于产业环境和企业经营活动的相依性,另一方面来源于股票市场的信息扩散和投资者行为。股票之间的相关性使得整个股票市场形成一个相互连接的依赖网络 (dependency network),股票之间的风险传染提高了风险的破坏水平和影响范围,使得股票市场局部风险通过股票之间的连接向整个股票市场蔓延和扩散,风险的传播过程中个股所承担的风险和传导作用影响了股票的回报。传统的股票定价模型忽略了从市场微观结构角度分析股票之间的

\* 张自力,嘉实基金博士后工作站、嘉实基金人工智能投研中心;闫红蕾,北京大学光华管理学院、嘉实基金博士后工作站;张楠,嘉实基金人工智能投研中心。通信作者及地址:闫红蕾,北京市东城区建国门北大街华润大厦 2 层嘉实集团,100005;电话:13426314093;E-mail:yanhl@jsfund.cn。作者感谢嘉实集团董事长赵学军博士对本研究的支持,同时感谢匿名审稿人提出的宝贵意见和建议。

关联关系及风险传播过程对股票回报的影响，因此对股票市场局部风险的分析不足，对系统性风险的描述也不够全面。有别于已有资产定价模型的分析框架，本文基于股票网络的视角，从风险在股票网络中传播的角度刻画个股风险并研究风险对股票回报的影响，对已有资产定价模型形成一定补充，为资产定价研究带来新的分析角度。

股票网络以股票为节点，以股票间的相关性形成的连接为边，将股票市场组成一个全连接无向加权网络，全连接股票网络的边代表风险可能的传播路径。股票的相关性作为刻画风险的代理变量得到经验证据的支持，Pollet and Wilson (2010) 通过模型和实证分析证明即便在缺乏全部资产组合信息的条件下，股票市场上资产之间的平均相关系数可以作为风险的代理变量，显著影响股票的回报。网络分析方法直观地描述个体之间的关系以及网络的性质和结构，广泛用于风险分析 (Allen and Gale, 2000; Summer, 2013; Acemoglu *et al.*, 2015)。本文基于股票收益率的相关性，通过建立股票网络描述股票市场的拓扑结构及其内在运动机制，通过股票网络结构的动态变化反映股票承担风险的异质性和时变性，并分析风险对股票回报的影响。个股的风险暴露程度及对风险的传播能力与网络中股票之间的关联程度和网络的层级结构有关，个股与其他股票之间的关联性越强，越靠近股票网络的中心，承担的风险也越大，风险传播能力越强，个股在股票网络中的位置的相对中心度体现了个股承担的风险。本文利用股票的相对中心度作为股票承担风险的代理变量分析风险对股票回报的影响，并与传统的资产定价模型中的因子进行比较。本文主要贡献和创新性在于：首先，丰富了资产定价领域研究的视角，有别于传统资产定价模型，从股票网络的角度重新定义了股票承担的风险。利用股票的相关性建立股票网络，并从股票网络的微观结构角度出发，以股票在网络中的相对中心度衡量其承担的风险，仅利用股票的交易数据且不需要依赖特定假设，相比于利用  $\beta$  系数和已有股票定价因子具有更好的直观性和一般性。其次，基于风险传播过程中股票承担的风险考虑了股票定价问题，弥补了已有资产定价模型忽略股票之间风险传染和特质风险的不足，为股票定价和股票资产组合管理提供了新的研究视角，具有较强的理论意义。

## 二、文献综述

网络分析方法在金融领域中广泛用于分析系统性风险和描述金融体系稳定性，Allen and Babus (2009) 综述了网络分析方法在金融领域的应用。网络分析方法将节点之间的边视作风险的传播途径，Allen and Gale (2000) 将网络方法引入银行体系风险传染过程的研究，将金融机构作为网络节点，通过金融机构之间契约责任分析风险的传染过程。Billio *et al.* (2011) 认为风

险由机构之间的相互关联关系产生，是一种来源于系统内部的风险，金融机构由于业务往来形成的关联关系使得个别金融机构的流动性不足、倒闭和亏损的风险向其他金融机构蔓延和扩张。Acemoglu *et al.* (2012) 通过对网络结构的分析说明网络节点的相互作用是一种内在的传播和扩大来自微观层面的冲击的机制，Minoiu *et al.* (2013) 将金融关联性作为银行体系风险的预测指标。相关研究还包括 Hautsch *et al.* (2015) 通过尾部风险分析风险的扩散效应，提出了利用网络分析方法衡量金融公司对系统风险扩散的作用的方法。国内的研究包括孙艳霞等 (2015) 利用银行间资金拆借关系建立全连接的中心—边缘结构的银行间市场网络，进而研究房地产贷款损失引发的银行间市场风险传染的动态过程及影响因素。上述研究表明了网络节点的连接是一种风险传播的内在机制，网络分析方法是分析风险扩散的可行方法。

网络分析方法的应用领域还包括对风险和信息传播的分析以及对系统性重要金融机构的识别，李政等 (2016) 利用网络分析方法，通过研究我国上市金融机构的关联性分析我国金融体系的风险，发现近年来金融机构的系统风险不断累积。欧阳红兵和刘晓东 (2015) 通过网络分析方法识别了我国系统性重要金融机构，并研究了风险的潜在传导路径。网络分析方法可以直观地表明网络节点之间的联系，金融系统中的机构之间的关联性和系统风险传导路径，以及金融机构之间紧密关联而不倒 (too connected to fall) 的特点。网络分析方法在股票市场也得到了较为广泛的应用，Mantegna (1999) 率先将网络分析引入了股票市场研究，这类研究主要包括利用股票之间的相关系数建立依赖网络 (Vandewalle *et al.* 2001)，从股票的相关系数矩阵中提取出经济信息并对全连接网络进行过滤以研究股票市场的层级关系等 (Bonanno *et al.*, 2001; Bonanno *et al.*, 2003; Bonanno *et al.*, 2004; Tse *et al.*, 2010)。Pareek (2012) 基于共同基金的持仓和交易行为分析建立了股票信息网络，他发现信息网络的结构对股票的回报和波动率具有显著且稳健的影响。Ozsoylev *et al.* (2014) 建立了股票投资者的交易网络，基于对交易者的账户分析，他发现处在交易网络中央的交易者相比于网络边缘的交易者交易发生得更早，并且具有更好的收益，展现了信息在交易网络中的扩散过程对交易者行为和股票回报的影响。国内的研究发现我国股票市场形成复杂网络具有无标度特征 (梁洪振等，2017)，关联网络内股票的影响强度服从幂律分布，股票之间存在的异类匹配模式揭示了市场内股票价格波动传导的过程 (黄玮强等，2008)，股票收益率和成交量指标具有较强的关联性和小世界性质 (张来军等，2014)。然而已有的股票网络研究大多停留在对股票网络性质的描述和网络结构分析的宏观层面，没有深入对微观视角下网络结构和风险传播的探讨，从股票网络角度进行风险度量并考虑其对股票回报的影响的研究尚属少见。

本文与已有研究相比在以下几方面有所改进：首先，从股票网络的微观视角重新考虑了风险，有别于已有资产定价模型专注于构建代表系统性风险的因子的分析范式，拓展了资产定价分析的视角。其次，基于股票网络经济含义，从新的角度研究风险如何影响资产回报这一资产定价的基础问题，分析了股票网络结构对风险传播的作用和对股票回报的影响，补充了资产定价和特质风险的研究。

### 三、基于网络视角的股票市场

#### (一) 股票网络的经济意义

企业的股票回报之间的相关性一方面来源于产业层面企业经营和财务状况，另一方面来源于二级市场投资者的交易行为。首先，从产业角度来看，企业之间财务状况存在一定的关联性，上市企业所在行业的价值链关系以及行业景气度使得企业经营业绩相互影响，包括产业链上下游关系、同行业竞争关系、产品的互补和替代关系、诉讼关系，即公司或行业的特质性冲击通过产业链上下游关系向整个经济系统传播 (Acemoglu, 2012)，影响企业的经营。其次，从企业的投资和筹资活动来看，股权投资、债权债务、并购关系、担保等使得企业的财务状况相互影响。图 1 以中国石油为例展示了企业通过产业关系与其他企业的连接关系。从股票市场交易者行为来看，信息的传播，投资者情绪，投资者交易行为的羊群效应、抛售的反馈效应、流动性等因素也使得股票之间的波动具有传染性，表现为股价走势的“跟涨”和“轮动”。股票之间存在交错的连接关系形成了以个股为网络节点，股票之间的连接关系为边的复杂网络系统，股票市场的风险，包括股票的特质风险通过这个网络扩散和蔓延从而影响股票回报。

股票网络体现了上市公司的经济活动产生的相互依存和相互影响关系。基于有效市场理论，股价反映公司的价值，股票回报的相关性体现出企业财务状况的相依性。基于行为金融理论，股票网络反映了股票市场中交易者行为特征等信息。因此网络分析方法与有效市场理论和行为金融理论的基本观点具有内在一致性。网络的边代表了风险传播的途径，个股在网络中的位置体现了其对风险传播的重要性和承担的风险水平，网络分析方法从风险传播的过程直观地描述了个股承担的风险水平，形式更简洁，并且考虑了个股特质风险向网络中其他股票的传染。此外，基于股票网络视角分析股票定价问题可以捕捉到风险对股票回报影响的非线性特征，体现网络系统中个股风险暴露水平的差异。股票之间相关性随时间的变动驱动股票网络结构发生变动并反映股票市场风险状况的变动，因此基于股票网络角度的分析具有更好的动态特征和直观意义。

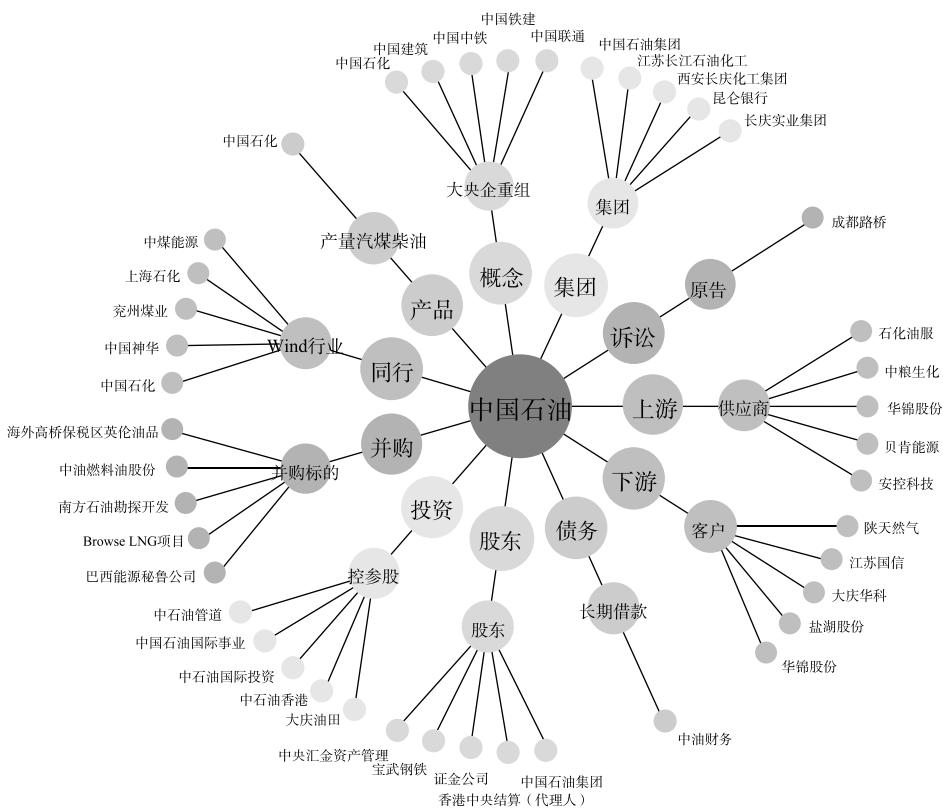


图 1 中国石油 (601857) 网络关系概览图

图片来源：Wind 资讯。

## (二) 股票网络的构建

依赖网络 (dependency network) 方法反映了网络节点之间的拓扑结构，可以在整体层面分析网络拓扑结构并揭示节点之间隐含的层级结构和相互作用关系，广泛应用于分析复杂系统。依赖网络建立在节点之间的偏相关系数分析的基础之上，偏相关系数用来衡量给定节点对其他节点的作用，网络节点之间的偏相关系数组成加权的邻接矩阵 (weighted adjacency matrix)，将各个节点联系起来建立全连接网络系统。邻接矩阵的构造方法通常是基于机构之间的特定数据，例如资产负债表或业务关联的信息数据 (孙艳霞等, 2015)，股票收盘价数据 (李政等, 2016) 和股票市场指数回报等数据 (李岸等, 2016)。本文基于公开市场的股票收盘价数据的相关性构建股票连接关系，以全部 A 股 (不含 ST 股票) 为样本，频率包括日度和月度频率，时间范围自 2004 年 1 月至 2017 年 10 月，数据来源于 Wind 数据库。

对于一个  $N$  只股票的股票市场，股票作为网络中的节点，股票  $i$  与股票  $j$  之间的关联性使得股票节点之间通过无向边相连，任意两只股票相连并将整

个股票市场构建成一个股票网络。首先，对股票价格序列  $y_{i,t}$  进行处理，得到股价的收益率序列， $r_{i,t} = \ln y_{i,t} - \ln y_{i,t-1}$ 。令  $\rho_{ij,t}(\Delta t)$  表示两只股票的 Pearson 相关系数，

$$\rho_{ij,t}(\Delta t) = \frac{\text{cov}(r_i, r_j)}{\sqrt{\text{Var}(r_i) \times \text{Var}(r_j)}}, \quad (1)$$

其中  $r_i = \{r_{i,t-\Delta t}, r_{i,t-\Delta t+1}, \dots, r_{i,t-1}\}$ ， $\Delta t$  表示滑动时间窗的窗宽，将  $t$  时刻整个样本空间的  $N$  只股票的相关系数构成邻接矩阵  $W_t(\Delta t) = \{\rho_{ij,t}(\Delta t)\}_{N \times N}$ 。 $W_t(\Delta t)$  反映了网络节点之间的层次结构和毗邻关系，同时也反映了网络节点关系随时间的演进过程， $W_t$  为对称矩阵，其主对角线上的元素  $\rho_{ii,t}(\Delta t) = 1$ 。对于任意  $\Delta t > 0$ ， $N(N-1)/2$  个相关系数反映了  $N$  个节点之间的相关关系。在此基础上计算节点之间的距离，

$$d_{ij,t}(\Delta t) = \sqrt{2(1 - \rho_{ij,t}(\Delta t))}, \quad (2)$$

$d_{ij,t}(\Delta t)$  与  $\rho_{ij,t}(\Delta t)$  负相关，衡量了股票  $i$  和股票  $j$  之间的距离， $d_{ij,t}(\Delta t)$  具有如下特点：①当且仅当  $i=j$  时， $d_{ij,t}(\Delta t) = 0$ ；② $d_{ij,t}(\Delta t) = d_{ji,t}(\Delta t)$ ；③ $d_{ij,t}(\Delta t) < d_{ik,t}(\Delta t) + d_{jk,t}(\Delta t)$ ， $k \neq i$  且  $k \neq j$ ， $D_t(\Delta t) = \{d_{ij,t}(\Delta t)\}_{N \times N}$  表示样本空间中两只股票之间的距离。邻接矩阵  $W_t(\Delta t)$  和距离矩阵  $D_t(\Delta t)$  以直接和间接方式刻画了股票网络连接，将样本空间中的  $N$  只股票联系起来形成了一个全连接的无向加权网络。为了便于清晰地反映股票网络的结构，本文选择 50 只沪深 300 指数成分股，基于 2017 年 3 月末的股票价格数据计算距离矩阵  $D_t(\Delta t)$ ，然后根据  $D_t(\Delta t)$  构建一个全连接股票网络，通过平面极大过滤图 (PMFG) 方法过滤全连接网络，删除全连接网络中的噪音和次要信息简化网络结构，最大限度地提取出能够代表网络关键信息的子网络，如图 2 所示。经过过滤的网络可以清晰体现出在网络中占主导地位的节点，即中心节点 (hubs)，并体现网络的层级结构。

从图 2 中我们可以看到有些股票作为股票网络的中心节点 (hub) 在风险传播的过程中成为“枢纽”，风险传播能力更强，对股票市场整体而言的重要性更大，本文将位于股票网络中心、对风险传播起到关键作用的股票定义为系统性重要股票 (systematically important stock)。系统性重要股票往往是网络的中心节点，这类节点的邻域 (neighborhood) 数量更多，度数 (degree) 更高，在风险传播的路径中承担更多的风险。所以当系统性重要股票发生“崩盘”时，风险会沿着网络的边向其邻域传导，风险蔓延的范围更大，很难通过分散化投资对冲，这类股票的特质风险可能演变成全市场的系统性风险。而处在网络边缘的 (periphery) 股票发生风险时，由于邻域数量较少，传染范围较小，破坏性相对较小，更容易通过分散化投资对冲。因而可以从个股

在风险传播中的作用考虑其承担的风险，以股票在网络中位置的相对中心程度作为其承担风险的代理变量。股票中心度的差异及其随时间的变化反映了其承担的风险水平的异质性和时变性，股票承担风险的变动是股票回报的内在驱动力，因此可以将网络中股票位置的相对中心性（股票网络中心度的变化）作为其承担风险水平的度量，考虑风险对股票回报的影响。

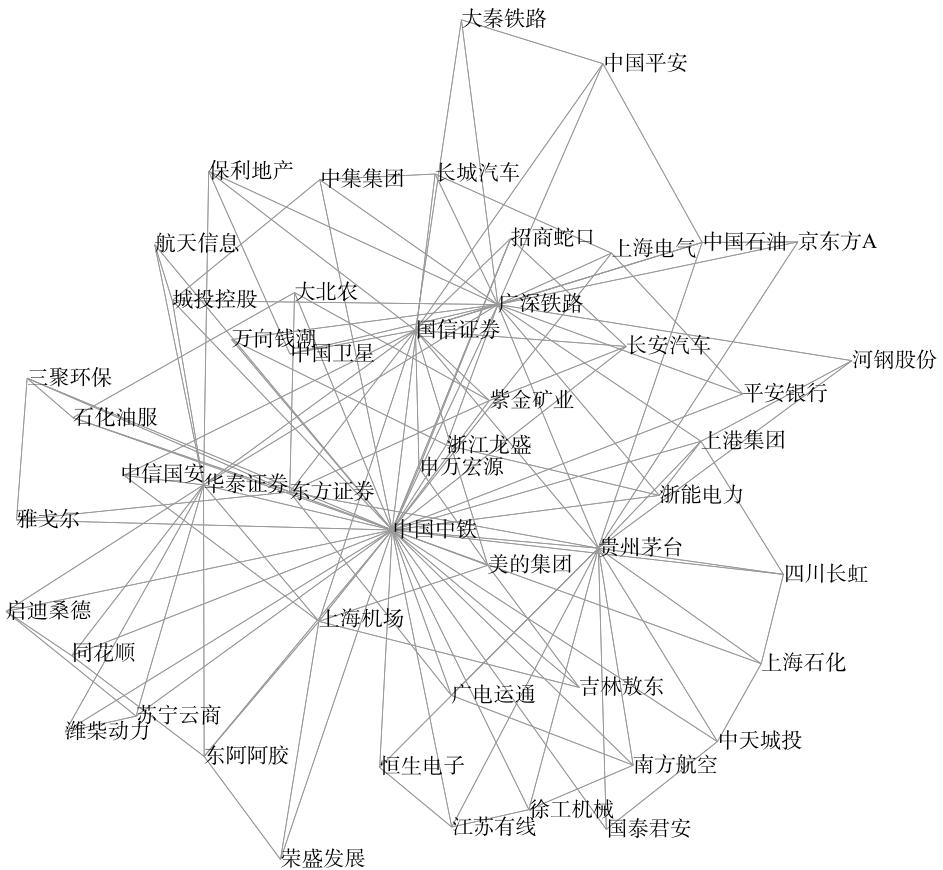


图 2 股票网络平面极大过滤图 (PMFG)

### (三) 基于网络视角的风险刻画——股票网络中心度

股票网络的结构取决于个股的相关性，Pollet and Wilson (2010) 的实证研究认为股票之间的平均相关系数的动态变化反映了股票市场风险，并显著影响股票回报，是更好的风险测度。郑振龙等 (2014) 基于该模型，通过对我国市场数据的经验分析，发现股票和债券的平均相关系数对股票回报具有解释和预测能力，能够代表市场风险。Longin and Solnik (2001)，Ang and Chen (2002) 以及 Hong *et al.* (2007) 的实证研究发现股票之间的相关性具

有非对称性，股票之间的平均相关性影响股票的回报率，并且体现股票市场的风险。基于上述研究，本文根据个股之间的相关系数构建股票网络，以股票的相关系数作为风险测度，从理论上讨论基于股票网络视角的风险对股票回报的影响。根据 Campbell and Vicerira (2002)，假设股票回报服从对数正态分布，具有幂效用函数的投资者期末财富的最优组合配置表示为

$$E(r_{i,t+1}) - r_{f,t+1} + \frac{\sigma_{i,t}^2}{2} = \gamma \sum_{j=1}^M \omega_{j,t}^* \sigma_{ij,t} \cong \gamma \sigma_{im,t}, \quad (3)$$

其中  $M$  表示市场中资产的总数， $r_{i,t+1}$  表示资产  $i$  的权重， $r_{f,t+1}$  表示无风险利率， $\gamma$  表示投资者的风险厌恶系数， $\gamma > 0$ 。 $\omega_{j,t}^*$  表示资产组合中资产  $j$  的最优权重， $\sigma_{i,t}^2$  和  $\sigma_{ij,t}$  分别表示资产  $i$  的方差和资产  $i$  与资产  $j$  的协方差， $\sigma_{im,t}$  表示资产  $i$  与市场组合的协方差。将式 (3) 展开：

$$\begin{aligned} E(r_{i,t+1}) - r_{f,t+1} + \frac{\sigma_{i,t}^2}{2} &\cong \gamma \text{Cov}(R_{i,t}, R_{m,t}) \\ &= \gamma (\omega_{i,t} R_{i,t} + (1-\omega_{i,t}) R_{p,t}) \\ &= \gamma [\omega_{i,t} \text{Var}(R_{i,t}) + (1-\omega_{i,t}) \text{Cov}(R_{i,t}, R_{p,t})], \end{aligned} \quad (4)$$

其中， $R_{p,t}$  表示除股票  $i$  以外的所有股票组成的市场组合， $\omega_{i,t}$  表示股票  $i$  在市场组合中的权重。我们将股票的收益分解成三个部分

$$R_{i,t} = \beta_i R_{m,t} + \varphi_i + \varepsilon_{i,t}, \quad (5)$$

其中， $\beta_i$  表示基于 CAPM 得到的 beta 系数， $\beta_i = \text{Cov}(R_{i,t}, R_{m,t}) / \sigma_{m,t}^2$ ， $\varphi_i$  表示影响股票回报的其他因子，可以理解成 APT 中的因子或者根据资产定价模型得到的代表某种系统性风险的因子，如 Fama-French 三因子模型中的市值因子 SMB。 $\varepsilon_{i,t}$  是不能被系统性风险或者股票市场因子解释的特质风险，可以理解为资产定价模型的残差。这里假设  $\text{Var}(\varphi_i) = \theta_i \sigma_{z,t}^2$ ， $0 < \theta_i < 1$ 。特质风险  $\text{Var}(\varepsilon_i) = (1-\theta_i) \sigma_{z,t}^2$  与因子代表的系统性风险正交，所以  $\text{Var}(\varphi_i + \varepsilon_{i,t}) = \sigma_{z,t}^2$ ， $\text{Cov}(\varphi_i, \varepsilon_{i,t}) = 0$ ，并且  $\text{Cov}(\sigma_{m,t}, \varepsilon_{i,t}) = 0$ 。股票  $i$  的方差为：

$$\text{Var}(R_{i,t}) = \bar{\sigma}_{i,t}^2 = \beta_i^2 \sigma_{m,t}^2 + \sigma_{z,t}^2. \quad (6)$$

当组合内资产数量足够大时，股票市场组合的方差等于单项资产的协方差

$$\text{Cov}(R_{i,t}, R_{j,t}) = \bar{\rho}_{i,t} \bar{\sigma}_i^2 = \beta_i^2 \sigma_{m,t}^2 + \theta_i \sigma_{z,t}^2. \quad (7)$$

将式 (6) 和式 (7) 联立求解可以得到

$$\sigma_{z,t}^2 = \left( \frac{1 - \bar{\rho}_{i,t}}{1 - \theta_i} \right) \bar{\sigma}_i^2, \quad (8)$$

$$\sigma_{m,t}^2 = \frac{\bar{\sigma}_i^2}{\beta_i^2} \left( \frac{\bar{\rho}_{i,t} - \theta_i}{1 - \theta_i} \right). \quad (9)$$

根据定义， $(1-\omega_{i,t}) R_p + \omega_{i,t} R_{i,t} = R_{m,t}$ ，所以

$$R_{p,t} = \left( \frac{1-\omega_{i,t}\beta_t}{1-\omega_{i,t}} \right) R_{m,t} - \frac{\omega_{i,t}}{1-\omega_{i,t}} \varphi_t. \quad (10)$$

将式(8)、(9)和(10)代入式(7)得到：

$$\text{Cov}(R_{i,t}, R_{p,t}) = \left( \frac{1-\omega_{i,t}\beta_t}{1-\omega_{i,t}} \right) \bar{\sigma}_t^2 \left( \frac{\bar{\rho}_{i,t}-\theta_t}{1-\theta_t} \right) - \frac{\omega_{i,t}\theta_t}{1-\omega_{i,t}} \left( \frac{1-\bar{\rho}_{i,t}}{1-\theta_t} \right) \bar{\sigma}_t^2. \quad (11)$$

将式(6)和式(11)带入式(4)得到

$$E(r_{i,t+1}) - r_{f,t+1} + \frac{\sigma_{i,t}^2}{2} = \frac{\gamma}{\beta_t (1-\theta_t)} \bar{\rho}_{i,t} \bar{\sigma}_t^2 - \frac{\gamma}{\beta_t (1-\theta_t)} \theta_t \bar{\sigma}_t^2. \quad (12)$$

式(12)可以计算股票的波动率对回报的解释程度：

$$\frac{\partial [E(r_{i,t+1}) - r_{f,t+1}]}{\partial \bar{\sigma}_t^2} = \frac{\gamma (\bar{\rho}_{i,t}-\theta_t)}{\beta_t (1-\theta_t)}. \quad (13)$$

通常来说，投资者将个股的波动率视为风险，式(13)表明，个股波动率对股票回报的影响取决于股票的平均相关系数和因子的波动二者之间的关系，由于 $\bar{\rho}_{i,t}-\theta_t$ 具有不确定性，波动率并不一定对股票带来正回报。根据式(12)，

$$\frac{\partial [E(r_{i,t+1}) - r_{f,t+1}]}{\partial \bar{\rho}_{i,t}} = \frac{\gamma \bar{\sigma}_t^2}{\beta_t (1-\theta_t)} > 0, \quad (14)$$

其中， $\beta_t$ 反映了系统性风险给股票带来的回报，在投资者风险厌恶的前提下假设 $\gamma > 0$ ，因此，股票平均相关系数 $\bar{\rho}_{i,t}$ 与股票预期回报正相关。上述分析一定程度上解释了beta异象， $\beta_{it} = \rho_{im,t} \sigma_{i,t} / \sigma_{m,t}$ 。式(14)表明 $t+1$ 期的预期回报与平均相关系数 $\bar{\rho}_{i,t}$ 正相关，但与个股的波动率 $\sigma_{i,t}$ 的关系不确定，根据式(6)， $\sigma_{i,t}$ 包含了市场波动和股票*i*的特质波动率，而个股的特质波动率影响股票未来收益率，因此beta作为测量市场风险对股票回报影响的测度包含了较大噪音(Polk et al., 2006)。Frazzini and Pedersen (2014)发现beta异象非常显著，做空当期beta较高的组合并做多当期beta较低的组合能够获得显著收益。相比而言， $\bar{\rho}$ 控制了特质波动率对股票回报的影响， $\bar{\rho}$ 完全根据市场的交易数据得到而不需要依赖较强的假设，并具有对未来股票回报的预测能力，因此利用平均相关系数 $\bar{\rho}$ 衡量风险具有一定优势。

Pollet and Wilson (2010)的实证分析证明股票平均相关系数对股票回报的解释能力，但并未深入探讨股票平均相关系数的意义，以及平均相关系数为基础的股票网络结构所蕴含的风险信息。进一步的，我们基于股票平均相关系数构建股票网络。计算股票*i*和股票市场组合中其他股票的Pearson平均相关系数：

$$\begin{aligned}\overline{p}_{i,t} &= \frac{1}{N-1} \sum_{j=1, j \neq i}^{N-1} \text{corr}(r_{i,t}, r_{j,t}) \\ &= \text{corr}\left(\frac{r_{i,t} - \bar{r}_{i,t}}{\sigma_i}, \frac{1}{N-1} \sum_{j=1, j \neq i}^{N-1} \frac{r_{j,t} - \bar{r}_{j,t}}{\sigma_j}\right),\end{aligned}\quad (15)$$

式 (15) 降低了计算的维度, 得到股票  $i$  与市场中其他股票的平均相关度, 然后根据式 (2) 定义股票  $i$  与其他股票的平均距离

$$\overline{d}_{i,t} = \sqrt{2(1 - \overline{p}_{i,t})},$$

$\overline{d}_{i,t}$  反映了股票  $i$  在网络空间中与其他股票的平均距离, 该值越小, 说明在  $t$  时刻股票与其他股票的距离越近, 处在网络的相对中心位置。股票网络结构随时间发生动态变化, 股票在网络中的相对位置也会随之变动。股票在网络中位置的相对中心性反映了该股票与其他股票相关的紧密程度, 刻画了该股票在风险传播中承担的作用, 本文以股票在网络的相对中心度作为股票承担风险的度量。为了反映股票在网络结构中位置的相对中心度, 首先考虑股票位置的截面差异, 定义空间网络相对中心度 (spatial closeness to centrality, SCC)

$$\text{SCC}_{i,t} = \frac{1}{\overline{d}_{i,t}^2} = \frac{1}{2} (1 + \overline{p}_{i,t} + \overline{p}_{i,t}^2 + \overline{p}_{i,t}^3 + \dots), \quad (16)$$

$\text{SCC}_{i,t}$  反映了  $t$  时刻股票  $i$  在股票网络空间中的相对中心性, 股票  $i$  与其他股票的相互影响程度越高, 其位置越靠近网络的中心, 同时  $\text{SCC}_{i,t}$  将相关性一般化地扩展到更高阶数中, 概括了其他股票对股票  $i$  的影响反馈循环 (feedback loops)。虽然  $\text{SCC}_{i,t}$  有无穷项, 由于  $|\overline{p}_{i,t}| < 1$ , 最终  $\text{SCC}_{i,t}$  会收敛于特定值。

然后, 从时间角度分析一段时间内个股在整个网络空间中的中心性, 定义股票  $i$  在  $t$  时刻相对于股票市场平均收益  $\bar{r}_{m,t}$  的偏离程度  $z_{i,t}$

$$z_{i,t} = \frac{r_{i,t} - \bar{r}_{m,t}}{\sigma_{m,t}}, \quad (17)$$

其中,  $\sigma_{m,t}$  表示  $t$  时刻全市场股票组合收益率的标准差,  $z_{i,t}$  越大说明股票  $i$  的收益与其他股票平均收益的偏离越大, 从而相关性越不稳定, 随时间的推移在网络中的位置变化越大。在  $t$  时刻考虑过去  $(t - \Delta t, t - 1)$  时间范围内, 平均偏离程度  $\bar{z}_{i,t}$  为

$$\bar{z}_{i,t} = \sqrt{\frac{1}{\Delta t} \sum_{\tau=1}^{\Delta t} z_{i,t-\tau}^2}, \quad (18)$$

其中,  $\bar{z}_{i,t}$  表示  $t$  时刻回顾过去长度为  $\Delta t$  的时间窗长度中, 股票  $i$  对其他股票回报的平均偏离程度,  $\bar{z}_{i,t}$  越大, 与网络中其他股票的偏离越大, 位置越不稳定。定义时间维度的网络相对中心性 (temporal closeness to centrality, TCC)

$$\text{TCC}_{i,t} = \frac{1}{\bar{z}_i^2}. \quad (19)$$

$\text{SCC}_{i,t}$ 从空间维度刻画了  $t$  时刻股票  $i$  在股票网络中的相对中心性， $\text{TCC}_{i,t}$  从时间维度刻画了股票在网络中位置的相对中心性，据此定义股票的网络中心度 (closeness to centrality, CC) 为：

$$\text{CC}_{i,t} = \text{SCC}_{i,t} \times \text{TCC}_{i,t} = \frac{1}{\bar{d}_i^2 \times \bar{z}_i^2} = \frac{1}{2 \bar{z}_i^2} (1 + \bar{p}_{i,t} + \bar{p}_{i,t}^2 + \bar{p}_{i,t}^3 + \dots). \quad (20)$$

$\text{CC}_{i,t}$  从时间和网络空间维度控制了个股在网络中的相对波动，衡量了个股在网络中的相对中心度，作为该股在风险传播的路径中的重要性的代理变量，反映股票  $i$  对风险传染的能力和承担的风险水平。

## 四、股票网络中心度与股票定价

### (一) 股票网络中心度与股票回报的直观经验证据

资产预期收益和风险之间的权衡是金融市场一般均衡理论的核心，股票定价的核心问题即资产承担的风险如何影响其回报。随着风险的增加，风险厌恶型投资者要求持有的资产组合具有更高的风险溢价，均衡的预期收益必须随之提高。CAPM 认为股票承担的系统性风险越大其预期收益越高，并通过证券市场线 (Security Market Line, SML) 刻画风险和收益的线性关系。本文从资产定价角度，利用个股的网络中心度刻画风险，分析股票承担的风险对股票预期回报的影响，考察组合的回报是否随着网络中心度  $\text{CC}_{i,t}$  提高而提高，是否存在线性关系。

我们选择 2004 年 1 月至 2017 年 10 月非特别处理的 A 股上市公司，剔除上市前 6 个月的个股的数据，删除交易数据的时间范围小于一年的个股，并删除股票停盘期间的数据。 $t$  月末，基于每只股票过去 250 个交易日的日收益率数据计算  $\bar{p}_{it}$ ，并计算网络中心度  $\text{CC}_{i,t}$ ，按照  $\text{CC}_{i,t}$  对  $t$  时刻所有股票进行排序，将样本中的股票平均分成五组股票组合： $\text{CC}_{i,t}$  小于 20% 分位数的记为第 1 组 (Periphery)，依此类推， $\text{CC}_{i,t}$  大于 80% 分位数的记为第 5 组 (Hub)。每一组股票的股票组合均是在  $t$  月末建仓，并在  $t+1$  月末卖出。第 1 组中的股票组合网络中心度最低，与其他股票的相关性最弱，处在股票网络的边缘，风险暴露最小，而第 5 组股票组合的网络中心度最高，与其他股票的相关性最强，处在网络的中心，风险暴露最多。各个股票组合的收益情况见表 1。

表 1 基于网络中心度 (CC) 的投资组合收益 ( $r$ ) 的统计描述  
(基于 Pearson 相关系数)

CC	Periphery	Group 2	Group 3	Group 4	Hub
年化收益率 (%)	20.377	26.830	28.450	29.535	32.330
年化波动率 (%)	36.737	36.892	36.803	36.665	36.271
风险收益比 (%)	0.555	0.727	0.773	0.806	0.891

表 1 表明随着组合网络中心度增加, 风险暴露越大, 从而组合的收益率不断提高, 但是各组之间的年化波动率并没有显著的差异, 说明波动率对组合的回报没有显著的影响, 结论符合式 (13) 和式 (14) 的推断。此外, 随着网络中心度的提高, 组合的风险收益比逐渐提高, 投资价值也逐渐提高, 体现出组合回报与网络中心度的线性关系。

## (二) 网络中心度与系统性风险

从网络角度考察的股票风险与传统资产定价模型的差别在于风险测度不同, 传统的定价模型通过定义风险的内涵, 以资产组合回报的差异来分析风险和收益的关系, 而本文的研究基于网络中心度刻画股票网络中个股承担风险水平的差异, 那么以网络中心度测度的风险是否能解释股票回报? 与传统资产定价模型有何异同? 网络结构的变化反映了股票市场的运动特征和股票节点之间风险传染的过程, 基于网络中心度刻画风险相比于五因子是否能提供更多信息? 本文首先根据网络中心度构建因子分析基于网络视角刻画的风险对股票回报的解释能力, 并以 Fama-French 五因子作为系统性风险测度, 分析网络中心度与五因子之间的关系, 比较股票网络和传统资产定价模型两种定义风险的视角在分析风险对股票回报解释能力时的内在联系和区别。

首先构造代表系统性风险的因子, 以一年期国债利率的几何平均数作为无风险利率, 样本股票按市值加权回报作为市场组合回报。参照 Fama and French (2016) 方法构建因子: 对于样本中每一只股票, 取当年的财务数据, 包括资产总计、所有者权益合计、营业利润、流通市值 (size), 分别计算账面市值比 (B/M), 营业利润占所有权益合计的比例 (OP), 以及总资产增长率 (INV)。同时, 取  $t$  月的网络中心度  $CC_{i,t}$  ( $i=1, \dots, N$ ), 按照市值和上述四个维度之一分别构造 SMB, HML, RMW, CMA, HMP (hub minus periphery)。先按照市值分成两组, 再分别按照另一个维度的 30% 和 70% 分位数构建投资组合, 按照投资组合收益之差计算因子值, 因子的计算方法见表 2。

表2 因子计算方法

分组方法	分位点	因子算法
2×3	size: 50%	$SMB_{B/M} = (SH+SN+SL) / 3 - (BH+BN+BL) / 3$
size & B/M	B/M: 30%, 70%	$SMB_{OP} = (SR+SN+SW) / 3 - (BR+BN+BW) / 3$
size & OP	OP: 30%, 70%	$SMB_{INV} = (SC+SN+SA) / 3 - (BC+BN+BA) / 3$
size & INV	INV: 30%, 70%	$SMB = (SMB_{B/M} + SMB_{OP} + SMB_{INV}) / 3$
size & CC	CC: 30%, 70%	$HML = (SH+BH) / 2 - (SL+BL) / 2$ $RMW = (SR+BR) / 2 - (SW+BW) / 2$ $CMA = (SC+BC) / 2 - (SA+BA) / 2$ $HMP = (SH\_CC+BH\_CC) / 2 - (SP+BP) / 2$

注：因子的构建方法遵照 Fama-French 的  $2 \times 3$  分组的标准方法，每一月按照上一年度末的流通市值的中位数分成两组，另一维度分别取 30% 和 70% 分位数，共得到 6 个资产组合。按照流通市值 size 分成 S 和 B 两组；按照账面市值比 B/M 依次分成 L, N 和 H 共 3 组；按照盈利稳健性 OP 依次分成 W, N 和 R 共 3 组；按照投资增长率依次分成 C, N 和 A 共 3 组，SH 代表小盘组合 S 和高账面市值比的 H 组合的交集。按照  $t-1$  月的 CC 分成 H\_CC, N 和 P 共 3 组，SH\_CC 表示小市值和高网络中心度的组合。

首先检验网络中心度 HMP 因子对股票组合的解释能力，按照 Fama-French 的分组方法，将所有股票按照市值和账面市值比的 20%、40%、60% 和 80% 分位数划分得到 25 个股票组合，将这 25 个组合对 HMP 进行回归，建立单因子模型

$$r_u - r_f = \alpha + p HMP_t + \varepsilon_t, \quad (21)$$

其中，回归系数  $p$  代表了单位风险的收益，反映了市场的风险溢价（risk premium）。单因子回归结果如表 3 所示。

表3 基于网络中心度 CC 的 HMP 因子的解释能力分析

B/M	Low	2	3	4	High	Low	2	3	4	High
$\alpha$						$t(\alpha)$				
Small	2.965	2.542	2.381	2.380	2.228	3.352	2.582	2.451	2.527	2.388
2	1.837	1.881	2.042	1.837	1.377	1.846	2.026	2.184	2.015	1.552
3	1.360	1.634	1.667	1.248	1.211	1.511	1.827	1.882	1.403	1.396
4	1.193	1.237	1.244	1.023	0.909	1.358	1.406	1.422	1.178	1.129
Big	1.256	1.023	1.027	0.496	0.583	1.653	1.284	1.241	0.603	0.785
$p$						$t(p)$				
Small	0.581	0.838	0.563	0.585	0.694	2.043	2.647	1.802	1.932	2.313
2	0.850	0.738	0.772	0.744	1.080	2.656	2.471	2.567	2.535	3.782
3	0.655	0.694	0.730	1.019	1.094	2.262	2.411	2.561	3.562	3.919

(续表)

B/M	Low	2	3	4	High	Low	2	3	4	High
4	0.419	0.612	0.772	0.877	1.001	1.484	2.164	2.742	3.138	3.865
Big	-0.001	0.374	0.824	1.189	0.635	-0.002	1.462	3.094	4.492	2.658

表 3 表明对于按照市值和账面市值比分组得到的 25 个股票组合, HMP 因子具有较强的解释能力, 除极端大市值, 低账面市值比的 3 个股票组合外, HMP 的回归系数显著大于 0, 说明 HMP 因子对股票回报具有解释能力, 网络中心度作为组合承担风险的度量, 得到了显著为正的市场风险溢价, 网络中心度作为风险测度得到的证券市场线斜率为正。进一步的, 我们通过分析因子的相关系数考察 HMP 因子和 Fama-French 五因子的关系, 并分析 HMP 因子是否包含了资产定价模型中系统性风险的信息, 表 4 报告了因子之间的 Pearson 相关系数。

表 4 因子相关系数

	RM-RF	SMB	HML	RMW	CMA	HMP
RM-RF	1.000	0.142	-0.021	-0.298	0.038	0.180
SMB	0.142	1.000	-0.530	-0.717	0.409	0.108
HML	-0.021	-0.530	1.000	0.242	-0.002	0.407
RMW	-0.298	-0.717	0.242	1.000	-0.706	-0.308
CMA	0.038	0.409	-0.002	-0.706	1.000	0.379
HMP	0.180	0.108	0.407	-0.308	0.379	1.000

表 4 表明, 除市值因子 SMB 外, HMP 因子和 RM-RF, HML, RMW, CMA 因子的相关系数的绝对值都较高, 其中和 HML 因子的相关性最强, 说明基于股票网络角度的风险的衡量与传统的定价因子模型相比具有内在一致性, HMP 因子与除 SMB 以外的 Fama-French 五因子的信息存在一定的交集。进一步的, 我们通过更为严谨的回归分析网络中心度 HMP 因子与五因子的关系, 考察网络中心度因子是否能够解释五因子不能解释的股票组合的回报。分别以五因子对 HMP 因子进行回归, 检验回归系数是否显著, 从而分析网络中心度因子对五因子代表的系统性风险的解释能力:

$$\text{factor5}_t = \alpha + \gamma \text{HMP}_t + \epsilon_t, \quad (22)$$

其中,  $\text{factor5}_t$  表示五因子之一, 如果  $\hat{\gamma}$  显著不为 0, 则说明 HMP 对五因子具有一定的解释能力, 从网络角度定义的风险包含了部分五因子的信息, 估计结果如表 5 所示。

表5 HMP因子对五因子的解释能力分析

	RM-RF	SMB	HML	RMW	CMA
$\alpha$	1.020 (1.365)	0.961 (2.316)	-0.436 (-1.787)	0.565 (1.873)	-0.061 (-0.304)
	0.540 (2.244)	0.178 (1.337)	0.429 (5.471)	-0.386 (-3.980)	0.324 (5.035)
$\gamma$					

注：括号内是  $t$  统计量。

表5显示，除 SMB 因子以外，其他因子对 HMP 因子的回归系数  $\hat{\gamma}$  在 5% 的显著性水平下显著，常数项不显著，说明除 SMB 以外，基于网络中心度的风险测度 HMP 因子能够解释代表系统性风险的因子，从网络角度考虑风险和从因子模型考虑风险具有内在一致性。进一步的，我们考虑 HMP 因子作为网络视角下的风险因子是否能够提供五因子以外的信息，对风险的描述是否更加充分。通过建立与五因子正交化的 HMPO 因子，剔除 HMP 因子与五因子重叠的信息，用 HMP 因子对五因子回归，将回归得到的截距项和残差求和得到 HMPO，HMPO 表示网络视角的风险测度提供的额外的信息，然后建立模型：

$$\begin{aligned} r_{it} - r_{ft} = & \alpha_i + b_i (r_{Mt} - r_{ft}) + s_i \text{SMB}_t + h_i \text{HML}_t + r_i \text{RMW}_t + \\ & c_i \text{CMA}_t + p_i \text{HMPO}_t + e_{it}, \end{aligned} \quad (23)$$

其中， $r_{Mt}$  表示市场组合的回报。将股票的超额收益对正交后的 HMPO 因子和五因子模型进行回归避免了共线性问题，通过检验系数  $p_i$  是否显著来分析网络视角的风险度量是否提供可以解释股票回报的额外信息，估计结果如表6 所示。

表6 HMP与Fama-French五因子的解释能力比较分析

	Low	2	3	4	High	Low	2	3	4	High
	$\alpha$					$t(\alpha)$				
small	0.409	0.427	0.242	0.460	0.135	1.077	1.667	1.228	3.121	0.686
2	0.079	0.034	0.197	0.132	-0.105	0.259	0.207	1.370	0.884	-0.787
3	-0.454	0.040	0.009	-0.138	-0.143	-2.490	0.224	0.059	-0.847	-0.827
4	-0.313	-0.342	-0.179	-0.157	-0.071	-1.694	-1.921	-1.097	-0.821	-0.424
big	0.311	0.152	0.183	-0.192	0.085	1.760	0.860	0.721	-0.854	0.444
	$b$					$t(b)$				
small	0.949	1.030	1.026	0.968	1.019	24.326	39.114	50.690	63.882	50.326
2	1.051	1.018	1.032	1.021	1.024	33.386	60.947	69.869	66.373	74.519

(续表)

	Low	2	3	4	High	Low	2	3	4	High	
3	1.018	1.013	1.040	1.025	1.062	54.307	54.807	63.793	61.409	59.882	
4	1.010	1.032	1.054	1.069	1.026	53.207	56.413	62.714	54.493	59.253	
big	0.935	1.045	1.091	1.088	0.950	51.477	57.533	41.880	46.978	48.374	
<i>s</i>						<i>t</i> (s)					
small	1.056	1.082	1.119	1.131	1.168	9.581	14.536	19.555	26.406	20.410	
2	0.732	0.837	0.873	0.848	0.800	8.231	17.725	20.908	19.516	20.619	
3	0.715	0.651	0.609	0.651	0.562	13.483	12.460	13.223	13.811	11.219	
4	0.372	0.479	0.454	0.329	0.271	6.925	9.274	9.552	5.936	5.538	
big	-0.287	-0.320	-0.225	-0.106	-0.324	-5.586	-6.223	-3.050	-1.619	-5.835	
<i>h</i>						<i>t</i> (h)					
small	-0.353	-0.119	-0.082	0.088	0.258	-2.833	-1.421	-1.263	1.812	3.987	
2	-0.326	-0.201	-0.107	0.089	0.429	-3.250	-3.770	-2.264	1.807	9.801	
3	-0.282	-0.155	-0.167	0.218	0.390	-4.721	-2.627	-3.205	4.095	6.895	
4	-0.568	-0.340	-0.070	0.152	0.490	-9.379	-5.823	-1.301	2.435	8.883	
big	-0.839	-0.240	0.300	0.738	0.638	-14.495	-4.143	3.609	9.996	10.188	
<i>r</i>						<i>t</i> (r)					
small	0.862	-0.077	-0.016	-0.210	0.098	4.937	-0.653	-0.176	-3.105	1.082	
2	-0.265	-0.161	-0.202	-0.212	-0.273	-1.881	-2.156	-3.060	-3.083	-4.435	
3	-0.059	-0.276	-0.136	-0.372	-0.193	-0.701	-3.342	-1.862	-4.978	-2.434	
4	-0.234	-0.206	-0.258	-0.319	-0.217	-2.759	-2.522	-3.431	-3.630	-2.798	
big	-0.206	-0.009	0.090	-0.051	0.241	-2.535	-0.113	0.774	-0.488	2.744	
<i>c</i>						<i>t</i> (c)					
small	1.117	0.019	-0.148	-0.390	-0.077	5.872	0.148	-1.501	-5.276	-0.782	
2	0.360	0.020	-0.155	-0.172	0.046	2.348	0.244	-2.151	-2.294	0.689	
3	0.124	-0.230	-0.022	-0.008	0.169	1.359	-2.550	-0.275	-0.096	1.958	
4	-0.078	-0.246	-0.173	-0.095	0.068	-0.847	-2.757	-2.108	-0.989	0.801	
big	-0.401	-0.147	0.018	0.129	0.161	-4.531	-1.662	0.139	1.147	1.679	
<i>p</i>						<i>t</i> (p)					
small	0.004	0.169	-0.184	-0.213	-0.181	0.032	1.847	-2.614	-4.047	-2.574	
2	0.118	0.092	0.125	-0.037	0.129	1.079	1.581	2.430	-0.694	2.710	

(续表)

	Low	2	3	4	High		Low	2	3	4	High
3	0.058	0.106	0.139	0.186	0.201		0.892	1.643	2.451	3.202	3.258
4	-0.023	0.187	0.175	0.135	0.134		-0.344	2.937	3.005	1.983	2.225
big	-0.070	0.023	0.283	0.393	-0.086		-1.114	0.364	3.129	4.883	-1.257

表6的回归结果显示，除盈利能力最差的组合以外，在五因子模型中加入HMPO因子，回归系数 $p_i$ 仍然显著，这说明基于网络视角的风险测度不仅能够反映除市值因子以外的股票市场系统性风险，还提供了系统性风险以外的能够解释股票回报的信息，因此基于网络视角的风险测度对风险的刻画更加全面。此外，值得注意的是， $t$ 期的HMP因子是基于 $t-\Delta t$ 至 $t-1$ 期股票收益率的相关系数构建的网络的连接得到的，而如果按照 $t-1$ 期分组得到的因子预测 $t$ 期的25个股票组合的回报，实证结果表明除beta外其他因子均不显著（限于篇幅略去回归结果，感兴趣的读者可向作者索要），因此在投资实践中HMP因子相比于其他因子还有一定的预测能力。而且HMP因子的构造完全依赖于股票市场的交易数据，不需要建立在特定的假设之上，也不需要历史财务数据等信息，仅依赖股票价格的相关信息，能够更加及时反映市场的网络结构的动态特征，在投资实践中的应用价值更高。基于网络视角从风险传播过程研究股票承担的风险对股票回报的影响相比于传统的股票定价模型形式更简洁，反映的风险信息更丰富。

### (三) 股票网络中心度与股票特质风险

传统的定价模型认为股票的回报是由股票承担的系统性风险决定的，而股票的特质风险可以通过投资组合分散化对冲，因而不能影响股票回报。但从经验分析来看，作为股票特质风险的测度，股票的特质波动率影响股票回报。特质波动率产生正向影响还是负向影响存在较大争论(Bali and Cakici, 2008; Ang et al., 2006; Stambaugh et al., 2015)，因而将股票特质波动率和股票回报的关系称为“特质波动率之谜”。进一步的，我们考察网络中心度作为风险测度是否含有特质风险信息，是否是更为全面的风险测度。参照Ang et al. (2006)的方法，我们用个股风险调整后的回报对Fama-French五因子回归得到的残差的标准差作为特质波动率。首先估计五因子模型：

$$r_{it} - r_{ft} = \alpha_i + b_i (r_{Mt} - r_{ft}) + s_i \text{SMB}_t + h_i \text{HML}_t + r_i \text{RMW}_t + c_i \text{CMA}_t + e_{it}. \quad (24)$$

得到每一只股票回报中五因子刻画的系统性风险不能解释的残差 $e_{it}$ ，取过去六个月股票残差的标准差得到每只股票的特质波动率。首先我们分析特

质波动率和股票回报的关系，按照每一只股票的市值和特质波动率的每一时刻横截面观测值的 20%、40%、60% 和 80% 分位数，将样本内的股票划分成 25 个市值—特质波动率股票组合，按照市值加权计算股票组合的回报，分析股票特质波动率和股票回报的关系。然后，按照市值和个股的网络中心度每一时刻横截面观测值的 20%、40%、60% 和 80% 分位数，将样本内的股票划分成 25 个市值—网络中心度股票组合，考察每个组合的平均特质波动率，通过分析特质波动率随网络中心度的变化规律来考察二者的关系，统计结果见表 7。

表 7 特质波动率、网络中心度 (CC) 和股票回报

Panel A						Panel B					
IVOL	low	2	3	4	high	CC	periphery	2	3	4	hub
small	-0.637	-0.062	0.466	1.225	4.658	small	12.501	10.058	8.980	7.789	6.409
2	-0.927	-0.412	0.183	0.782	3.309	2	12.545	10.353	8.995	7.874	6.253
3	-1.350	-0.604	-0.108	0.526	2.795	3	12.405	10.413	8.974	7.909	6.497
4	-1.682	-1.021	-0.471	0.279	1.819	4	12.108	10.196	9.086	7.780	6.315
big	-1.640	-1.123	-0.769	-0.250	0.963	big	11.336	9.450	8.520	7.479	6.100

表 7 Panel A 显示按照市值和特质波动率分组得到的股票组合收益率随着特质波动率增加而增加，最小市值、最大特质波动率组合的收益率最高，说明股票的特质风险能够影响股票的回报，较高的特质风险会增加组合的回报。Panel B 显示，按照市值和网络中心度分组得到的股票组合的平均特质波动率随网络中心度提高而降低，最小市值、网络边缘的组合的特质波动率最高，而最大市值、网络中心的组合特质波动率最低，说明网络中心度正向衡量了系统性风险，反向衡量了股票的特质风险。同时表 7 还表明，股票组合的平均特质波动率对市值不敏感，但对网络中心度较为敏感，按照网络中心度分组的组间差异较大，说明网络中心度能够反映个股的特质风险。我们将按照市值和特质波动率进行分组得到的 25 个股票组合对 HMP 因子进行回归，

$$r_{it} - r_{ft} = \alpha_i + b_i \text{HMP}_t + \varepsilon_t. \quad (25)$$

通过式 (25) 检验网络中心度对以特质波动率测度的个股特质风险的解释能力，得到的回归结果如表 8 所示。

表8 股票的特质波动率对股票网络中心度(CC)的回归结果

IVOL	Low	2	3	4	High	Low	2	3	4	High
<i>a</i>						<i>t</i> ( <i>a</i> )				
small	-1.336	-0.679	-0.104	0.676	4.156	-1.496	-0.759	-0.115	0.735	3.647
2	-1.762	-1.158	-0.512	0.122	2.489	-1.974	-1.305	-0.568	0.132	2.218
3	-2.158	-1.369	-0.843	-0.136	2.062	-2.514	-1.562	-0.969	-0.150	1.903
4	-2.435	-1.725	-1.083	-0.221	1.321	-2.923	-2.058	-1.238	-0.251	1.278
big	-2.237	-1.573	-1.125	-0.566	0.611	-3.158	-2.064	-1.419	-0.702	0.601
<i>b</i>						<i>t</i> ( <i>b</i> )				
small	0.801	0.708	0.654	0.630	0.575	2.807	2.473	2.248	2.141	1.581
2	0.957	0.856	0.797	0.757	0.940	3.356	3.017	2.765	2.565	2.623
3	0.926	0.877	0.843	0.759	0.841	3.378	3.133	3.032	2.625	2.429
4	0.863	0.807	0.702	0.574	0.571	3.242	3.014	2.512	2.035	1.728
big	0.684	0.515	0.407	0.362	0.404	3.024	2.116	1.608	1.404	1.244

表8的估计结果表明，按照市值和特质波动率分成的25个股票组合中除最大市值、最高波动率的两个组合外，组合回报对网络中心度HMP因子的回归系数显著大于零，基于网络中心度的风险测度能够解释特质波动率的差异。回归得到的截距项显著不为零，说明利用网络中心度的风险测度并不能完全解释特质波动率。上述实证分析表明股票网络中心度的风险测度不仅包含了系统性风险，还能够提供部分股票特质风险的信息，相比于传统的资产定价模型是更加全面的风险测度，体现了基于网络视角风险测度分析股票定价问题的优势。

## 五、结 论

股票回报之间具有相关性，这种相关性产生于上市公司经营活动、投资活动以及二级市场上投资者的交易行为。股票之间的相关性使股票市场形成一个复杂网络，网络的边成为风险的传播途径。有别于传统的股票定价模型侧重于拓展系统性风险内涵的研究方法，本文利用网络分析方法从股票市场的微观结构视角出发，利用股票的平均相关系数建立股票网络描述风险的传播路径，基于个股在网络中位置的相对中心性构建了个股的网络中心度指标，刻画个股在风险传播过程中的作用及其承担的风险水平，并研究个股承担的

风险对股票回报的影响，从而分析了股票资产定价问题。

本文首先引入股票网络的概念，以股票在网络结构中的相对中心度衡量其承担的风险。基于 A 股市场的经验分析发现，网络中心度指标是一个较好的描述股票风险的变量，股票回报与中心度存在显著的线性关系。通过与 Fama-French 五因子模型的对比分析发现，基于网络视角的风险度量与 Fama-French 五因子模型具有内在一致性。基于网络中心度指标的风险测度不仅在一定程度能够反映资产定价模型中因子代表的系统性风险 (SMB 因子除外)，并且能解释以个股的特质波动率代表的特质风险，是更为全面的风险测度。从投资实践角度来看，网络中心度视角的风险因子的构建具有一定的预测能力，而且不需要依赖特定假设或历史财务信息，能够更好地反映股票网络结构的动态特征，具有更好的实际意义。

## 参 考 文 献

- [1] Acemoglu, D. , V. Carvalho, A. Ozdaglar, and A. Tahbaz-Salehi, “The Network Origins of Aggregate Fluctuations”, *Econometrica*, 2012, 80 (5), 1977-2016.
- [2] Acemoglu, D. , A. E. Ozdaglar, and A. Tahbazsalehi, “Systemic Risk and Stability in Financial Networks”, *American Economic Review*, 2015, 105 (2), 564-608.
- [3] Allen, F. , and D. Gale, “Financial Contagion”, *Journal of Political Economy*, 2000, 8 (3), 36-44.
- [4] Allen, F. , and A. Babus, “Networks in Finance”, In: Kleindorfer, P. , Y. Wind, and R. Gunther (eds), *The Network Challenge: Strategy, Profit, and Risk in an Interlinked World*. Wharton School Publishing, 2009.
- [5] Ang, A. , and J. Chen, “Asymmetric Correlation of Equity Portfolios”, *Journal of Financial Economics*, 2002, 63, 443-494.
- [6] Ang, A. , R. J. Hodrick, Y. Xing, and X. Zhang, “The Cross-Section of Volatility and Expected Returns”, *Journal of Finance*, 2006, 61 (1), 259-299.
- [7] Bali, T. G. , and N. Cakici, “Idiosyncratic Volatility and the Cross-Section of Expected Returns”, *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 2008, 43 (1), 29-58.
- [8] Billio, M. , M. Getmansky, A. W. Lo, and L. Pelizzon, “Econometric Measures of Connectedness and Systemic Risk in the Finance and Insurance Sectors”, *Journal of Financial Economics*, 2012, 104 (3), 535-559.
- [9] Bonanno, G. , G. Caldarelli, F. Lillo, S. Micciche, N. Vandewalle, and R. N. Mantegna, “Networks of Equities in Financial Markets”, *European Physical Journal B*, 2004, 38 (2), 363-371.
- [10] Bonanno, G. , G. Caldarelli, F. Lillo, and R. N. Mantegna, “Topology of Correlation-Based Minimal Spanning Trees in Real and Model Markets”, *Physical Review E*, 2003, 68 (4), 046130.
- [11] Bonanno, G. , F. Lillo, and R. N. Mantegna, “High-Frequency Cross-Correlation in a Set of Stocks”, *Quantitative Finance*, 2001, 1, 96-104.

- [12] Campbell, J. , and L. Viceira, *Strategic Asset Allocation*. Oxford University Press, New York.
- [13] Fama, E. F. , and K. R. French, “Dissecting Anomalies with a Five-Factor Model”, *Review of Financial Studies*, 2016, 29 (1), 69-103.
- [14] Frazzini, A. , and L. H. Pedersen, “Betting against Beta”, *Journal of Financial Economics*, 2014, 111 (1), 1-25.
- [15] Hautsch, N. , J. Schaumburg, and M. Schienle, “Financial Network Systemic Risk Contributions”, *Review of Finance*, 2015, 19 (2), 685-738.
- [16] Hong, Y. , J. Tu, and G. Zhou, “Asymmetric Correlation of Stock Returns: Statistical Tests and Economic Evaluation”, *Review of Financial Studies*, 2007, 20, 1547-1581.
- [17] 黄伟强、庄新田、姚爽,“中国股票关联网络拓扑性质与聚类结构分析”,《管理科学》,2008年第3期,第94—103页。
- [18] Longin, F. , and B. Solnik, “Extreme Correlation of International Equity Markets”, *Journal of finance*, 2001, 56 (2), 649-676.
- [19] 李岸、粟亚亚、乔海曙,“中国股票市场国际联动性研究——基于网络分析方法”,《数量经济技术研究》,2016年第8期,第113—127页。
- [20] 李政、梁琪、涂晓枫,“我国上市金融机构关联性研究——基于网络分析法”,《金融研究》,2016年第8期,第95—110页。
- [21] 梁洪振、姚洪兴、姚晶晶,“基于双重度量的负相关股票复杂网络特性”,《系统工程》,2017年第3期,第12—20页。
- [22] Mantegna, R. N. , “Hierarchical Structure in Financial Markets”, *European Physical Journal B*, 1999, 11 (1), 193-197.
- [23] Minoiu, C. , C. Kang, V. S. Subrahmanian, and A. Berea, “Does Financial Connectedness Predict Crises”, *Quantitative Finance*, 2013, 15 (4), 607-624.
- [24] Ozsoylev, H. N. , J. Walden, D. Yavuz, and R. Bildik, “Investor Networks in the Stock Market”, *Review of Financial Studies*, 2014, 27 (5), 1323-1366.
- [25] 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”,《中国管理科学》,2015年第10期,第30—37页。
- [26] Pareek, A. , “Information Networks: Implications for Mutual Fund Trading Behavior and Stock Returns”, Available at SSRN: <https://ssrn.com/abstract=1361779> or <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.1361779>
- [27] Polk, C. , S. B. Thompson, and T. Vuolteenaho, “Cross-Sectional Forecasts of the Equity Premium”, *Journal of Financial Economics*, 2006, 81 (1), 101-141.
- [28] Pollet, J. M. , and M. I. Wilson, “Average Correlation and Stock Market Returns”, *Journal of Financial Economics*, 2010, 96 (3), 364-380.
- [29] Stambaugh, R. F. , J. Yu, and Y. Yuan, “Arbitrage Asymmetry and the Idiosyncratic Volatility Puzzle”, *Journal of Finance*, 2015, 70 (5), 1903-1948.
- [30] Summer, M. , “Financial Contagion and Network Analysis”, *Review of Financial Economics*, 2013, 5 (1), 277-297.
- [31] 孙艳霞、鲍勤、汪寿阳,“房地产贷款损失与银行间市场风险传染——基于金融网络方法的研究”,《管理评论》,2015年第3期,第3—15页。
- [32] Tse, C. K. , J. Liu, and F. C. Lau, “A Network Perspective of the Stock Market”, *Journal of*

- Empirical Finance*, 2010, 17 (4), 659-667.
- [33] Vandewalle, N., F. Brisbois, and X. Tordoir, "Self-Organized Critical Topology of Stock Markets", *Quantitative Finance*, 2001, 1, 372-375.
- [34] 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”,《中国管理科学》,2014年第12期,第85—92页。
- [35] 郑振龙、王为宁、刘杨树,“平均相关系数与系统性风险:来自中国市场的证据”,《经济学》(季刊),2014年第13卷第3期,第1047—1064页。

## Stock Network, Systematic Risk and Stock Pricing Implications

ZILI ZHANG NAN ZHANG

(Harvest Fund Management, Co., Ltd.)

HONGLEI YAN\*

(Peking University)

**Abstract** We build a stock network to describe the process of risk propagation and use network centrality to measure risk and study the relationship of stock risk and return. And we analyze the application of stock network and its practical value. Network centrality has significant explanatory power for portfolio returns and it is more comprehensive in depicting risk. Not only does it depict systematic risk represented by factors, but also it depicts idiosyncratic risk. Through filtering stock network, we can identify systematically important stock and the shortest risk propagation path, which provide meaningful insight for market stabilization and portfolio management

**Key Words** stock network, centrality, asset pricing

**JEL Classification** G12, G11, G14

---

\* Corresponding Author: Honglei Yan, Harvest Fund Management Co., Ltd., 2/F China Resources Building, Jianguomen Beidajie, Dongcheng, Beijing, 100005, China; Tel: 86-13426314093; E-mail: yanhl@jsfund.cn.