

# 多层网络结构与流动性：来自中国股票市场的证据

曾书怡, 邓琳, 武利锋\*

长沙理工大学数学与统计学院, 湖南 长沙

收稿日期: 2022年10月23日; 录用日期: 2022年11月18日; 发布日期: 2022年11月29日

## 摘要

对于股票市场而言, 流动性是股票市场的基本属性, 而复杂网络理论已经被证明是描述股票市场复杂互动的有效方法, 探究网络拓扑特征对流动性的作用是一个新型挑战, 且单层的网络无法完全捕捉股票的所有信息特征。应对上述难题, 本文选取沪深300指数2006年至2021年的收盘价数据, 基于格兰杰检验按季度构建多层信息溢出网络, 综合考虑收益溢出层、波动溢出层、风险溢出层, 对多层网络的拓扑特征以及重要节点进行分析, 将工具变量加入面板回归模型, 探究几种不同的网络中心性指标对流动性的影响。实证结果表明, 网络中更中心的股票具有更高的信息传递效率, 价格的变化或波动更容易影响其他股票, 也更容易获得其他股票的信息, 即中心性指标对流动性具有促进作用。

## 关键词

流动性, 多层网络, 中心性指标, 工具变量

# Multi-Layer Network Structure and Liquidity: Evidence from China's Stock Market

Shuyi Zeng, Lin Deng, Lifeng Wu\*

School of Mathematics and Statistics, Changsha University of Science & Technology, Changsha Hunan

Received: Oct. 23<sup>rd</sup>, 2022; accepted: Nov. 18<sup>th</sup>, 2022; published: Nov. 29<sup>th</sup>, 2022

## Abstract

For the stock market, liquidity is the basic attribute of the stock market, and complex network theory has been proven to be an effective way to describe the complex interaction of the stock

\*通讯作者。

market, exploring the role of network topological features on liquidity is a new challenge, and a single-layer network cannot fully capture all the information characteristics of stocks. To solve the above problems, this paper selects the closing price data of the CSI 300 Index from 2006 to 2021, builds a multi-layer information overflow network on a quarterly basis based on Granger's test, comprehensively considers the income overflow layer, volatility overflow layer and risk overflow layer, analyzes the topological characteristics and important nodes of the multi-layer network, adds instrumental variables to the panel regression model, and explores the impact of several different network centrality indicators on liquidity. The empirical results show that the more central stocks in the network have higher information transmission efficiency, and the price changes or fluctuations are more likely to affect other stocks, and it is easier to obtain the information of other stocks, that is, the centrality index has a promoting effect on liquidity.

## Keywords

Liquidity, Multi-Layer Networks, Centrality Indicator, Instrumental Variables

Copyright © 2022 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

## 1. 引言

在现实生活中,许多复杂系统都可以利用复杂网络来分析其内部机制,复杂网络逐渐成为研究股票市场的一种更受欢迎的工具。对于股票市场而言,流动性指在不增加交易成本的情况下,快速、大量买卖股票的能力[1],它是股票市场的基本属性。Amihud 和 Mendeleon [2]指出:流动性是市场的一切,流动性好的市场能够增强市场参与者的信息,并且能够抵御外部冲击,从而降低系统风险,投资者也能够根据市场的基本供给和需求状况,以合理的价格迅速交易[3]。由此可见,流动性是市场的公共属性,是影响价格行为的重要因素,对投资者的投资决策具有重大影响,探究股票流动性成为一个重要课题。

流动性是一个难以精准把握的概念,Keynes [4]在研究经济学内容时提出了“流动性”的概念雏形,他认为流动性是资产的未来市场价格波动性。Black [5]提出流动性是证券能以公允价格,进行自由交易的能力。Garbade [6]认为股票的市场出清时间可以用来衡量流动性。Harris [7]提出了“流动性四因素”观点,从即时性、宽度、深度、弹性来衡量。Amivest [8]流动性比率,是将股票流动性与股票的当日收盘价、当日交易量、当日股票波动率挂钩,指标越高代表股票流动性更强。Amihud [9]用股票收益的绝对值除以交易金额,该指标越小,那么证明股票流动性越强。流动性影响因素问题,也开展了丰富的研究。Chordia [10]等人分析了公司规模、股价波动性和股票流动性之间的关系,Eisfeld [11]研究了企业资本结构与其股票流动性之间的关系。复杂网络已被证明是描述股票市场复杂关系的有效方法,基于复杂网络理论,已有不少研究流动性的文献。Carlos [12]等人基于哥伦比亚不同类型的货币市场,研究有担保、无担保和中央银行网络中流动性的交换方式,Peng [13]等人提出了一种基于动态股票流动性网络的方法分析整个市场流动性的变化,建立两个指标来量化股票流动性相关网络的日变化,Mahdavi [14]基于复杂网络视角,研究了银行网络拓扑结构对银行流动性比率的影响。

股票市场本质上是一个包含大量不确定性因素的复杂系统,复杂网络是研究股票市场的重要工具。构建信息溢出网络是研究股票的一个良好手段。现有文献将信息溢出网络大致分为收益溢出网络、波动溢出网络和极端风险溢出网络。收益溢出是指一个市场价格或回报对其它市场产生的影响,冀可心[15]

选取贸易总额排名前五名的国家, 统计各国股票价格指数的周数据并计算其收益率。波动溢出是指一个市场波动的变化对其它市场产生的影响, 股票或市场的不确定性或压力越大, 其波动性越大[16]。Diebold [17]等人基于方差分解和提出了一个波动性溢出网络, 用于调查美国 13 家主要金融公司股票之间的关联度。极端风险溢出网络以资产回报为基础, 反映极端市场运动中的尾部风险溢出[18]。Hong [19]提出了一种对于风险管理有重要指导作用的风险 Granger 因果关系, 该检验能够很好地刻画不同市场之间极端风险溢出。而单一的溢出网络无法完全捕获所有可能的信息溢出效应, 这促使我们求助于多层网络[20]。多层金融网络的文献也已经出现。Bravo-Benitez [21]为了了解墨西哥支付系统参与者之间的支付流, 将支付系统概念化为一个多路网络。魏华[22]将复杂网络运用于银企间多层金融网络, 分析网络的结构特征及动态演变。如何识别复杂网络中有影响的节点, 已成为研究的热点。从多层网络的角度出发, 通过聚合各层节点的邻居信息, 提出了重叠度[23]; 通过层间影响的有向图来考虑层结构, 提出了多层 Hub 和 Authority 中心性[24]; 通过 CP 张量分解的关键节点识别方法, 提出了 EDCPTD 中心性[25]以及根据随机游走提出多层 PageRank 中心性[26]等。

基于上述讨论, 股票流动性和网络拓扑特征的关系成为新型研究热点, 而该研究热点所构建的网络都是基于单层网络, 而单层网络无法完全表示股票之间的关联。为应对这一难题, 本文构建的是多层网络, 可以更加全面的捕捉股票之间的信息。本文基于格兰杰因果检验, 按季度构建多层网络, 分析多层网络的拓扑指标, 以及对重要节点进行分析。进而计算多层网络的中心性指标, 将其纳入工具面板回归模型, 作为解释变量, 加入微观、宏观、行业因素作为控制变量, 研究多层网络拓扑特征对流动性的影响。本文其余部分安排如下, 第二节给出了实证分析的一些定义和方法, 第三节为多层网络实证分析, 第四节为回归实证分析。最后, 第五节为总结。

## 2. 研究方法

### 2.1. 格兰杰因果检验

本文采用 Granger [27]因果关系检验来估计两只股票之间的信息溢出效应, 包括均值溢出效应、波动溢出效应和极端风险溢出效应。均值溢出效应反映了一只股票的价格变化是否会导致其他的股票价格变化, 波动溢出效应反映了一只股票的价格波动是否会导致其他的股票价格波动, 极端风险溢出效应则是衡量极端的下行风险运动。

$\{r_{1,t}\}$  与  $\{r_{2,t}\}$  表示股票 1 和股票 2 的收益序列, 信息集  $\{I_{t-1}\} = \{I_{1,t-1}, I_{2,t-1}\}$  表示在时间  $t-1$  内股票 1 和股票 2 各自的可用信息, 其中,  $I_{1,t-1} = \{r_{1,t-1}, \dots, r_{1,1}\}$ ,  $I_{2,t-1} = \{r_{2,t-1}, \dots, r_{2,1}\}$ , 为了衡量股票 2 至股票 1 之间的均值溢出效应、波动溢出效应和极端风险溢出效应, 考虑以下三对零假设和替代假设:

$$\begin{cases} H_0 = E(r_{1,t} | I_{1,t-1}) = E(r_{1,t} | I_{t-1}) \\ H_A = E(r_{1,t} | I_{1,t-1}) \neq E(r_{1,t} | I_{t-1}) \end{cases} \quad (1)$$

$$\begin{cases} H_0 = E\{Var(r_{1,t} | I_{1,t-1}) | I_{1,t-1}\} = Var(r_{1,t} | I_{t-1}) \\ H_A = E\{Var(r_{1,t} | I_{1,t-1}) | I_{1,t-1}\} \neq Var(r_{1,t} | I_{t-1}) \end{cases} \quad (2)$$

$$\begin{cases} H_0 = P(r_{1,t} < -V_{1,t} | I_{1,t-1}) = P(r_{1,t} < -V_{1,t} | I_{t-1}) \\ H_A = P(r_{1,t} < -V_{1,t} | I_{1,t-1}) \neq P(r_{1,t} < -V_{1,t} | I_{t-1}) \end{cases} \quad (3)$$

其中,  $V_{1,t}$  表示股票 1 在时间  $t$  时的相应下行风险 VaR。定义风险指标  $Z_{i,t} = 1(r_{i,t} < -V_{i,t}), i=1,2$ , 其中  $1(\cdot)$  为指示器功能, 当条件满足时, 风险指示器  $Z_{i,t}$  的值为 1, 否则为 0。因此, (3)式中的极端风险溢出效应

的零假设和替代假设可以等价的表示成(4)式:

$$\begin{cases} H_0 = E(Z_{1,t} | I_{1,t-1}) = E(Z_{1,t} | I_{t-1}) \\ H_A = E(Z_{1,t} | I_{1,t-1}) \neq E(Z_{1,t} | I_{t-1}) \end{cases} \quad (4)$$

基于上述三对零假设和替代假设, 基于格兰杰因果关系检验来衡量信息溢出效应。选择 ARMA-GARCH 模型, 以拟合股票  $i$  的收益序列, 并获得残差  $\hat{\varepsilon}_{i,t}$  和条件方差  $\hat{h}_{i,t}$  的估计。均值溢出效应根据标准化残差  $\hat{u}_{i,t}$  衡量, 即  $\hat{u}_{i,t} = \hat{\varepsilon}_{i,t} / \sqrt{\hat{h}_{i,t}}$ , 中心平方标准差  $\hat{v}_{i,t}$  衡量波动溢出效应, 即  $\hat{v}_{i,t} = \hat{\varepsilon}_{i,t}^2 / \hat{h}_{i,t} - 1$ , 为得到极端风险溢出效应, 首先估计股票的 VaR, 即  $\hat{V}_{i,t} = -\hat{\mu}_{i,t} - z_\alpha \sqrt{\hat{h}_{i,t}}$ , 获得风险指标  $\hat{Z}_{i,t} = 1(r_{1,t} < -\hat{V}_{i,t})$ , 其中  $Z_\alpha$  是标准化残差的左  $\alpha$  分数。

## 2.2. 多层网络

多层网络是一系列相同的点以不同的连接方式, 形成不同的网络。将具有  $\alpha$  层的多层信息溢出网络表示为  $G^{[\alpha]} = G(V, A^{[\alpha]})$ ,  $V = \{1, 2, 3, \dots, N\}$  是节点集,  $A^{[\alpha]}$  是层  $\alpha$  的边集。在每一层上, 节点代表股票, 有向边表示从起始股票到终点股票存在相应的信息溢出效应。当  $L = 3$  即层数为 3 时, 第一层、第二层和第三层分别对应于均值溢出现、波动溢出现和风险溢出现。对于任意两只股票  $i, j$  属于  $V$ , 如果股票  $i$  对股票  $j$  产生信息溢出效应, 即在两只股票之间画一条有向边,  $A^{[\alpha]} = \{a_{ij}^{[\alpha]}\}_{N \times N}$  是层  $\alpha$  上所有股票之间的有向连边, 矩阵  $A^{[\alpha]}$  中的元素  $a_{ij}^{[\alpha]}$  定义为: 如果股票  $i$  和  $j$  在层  $\alpha$  上有连边, 即为 1, 反之则为 0。多层网络

也可以用张量表示, 用四阶张量  $M = (M_{i\alpha j\beta}) \in R^{N \times L \times N \times L}$  表示:  $M_{i\alpha j\beta} = \begin{cases} w_{i\alpha j\beta}, v_i^\alpha \rightarrow v_j^\beta & \text{其中,} \\ 0, & \text{其他} \end{cases}$

$1 \leq i, j \leq N, 1 \leq \alpha, \beta \leq L$ ,  $w$  表示权重。

## 2.3. 多层网络度量

### 2.3.1. 相似性

多层信息溢出网络中, 不同的层之间可能存在相似性。我们使用 Jaccard 距离来测量层之间的差异。Jaccard [28] 指数也称为 Jaccard 相似系数, 是多路网络中最常用的评估指标之一。  $x$  是第 1 层中每个节点的邻居集的集合,  $y$  是第 2 层中每个节点的邻居集的集合, Jaccard 距离  $JD(x, y)$  可以表示为

$$JD(x, y) = 1 - \frac{|x \cap y|}{|x \cup y|}。 \text{Jaccard 距离越大意味着不同层之间存在更多不同的结构, 即多层网络的多样性更高。}$$

### 2.3.2. 独特边

为了量化层  $\alpha$  的特殊性, 可采用独特性衡量, 计算层  $\alpha$  上的独特边, 仅在层  $\alpha$  上存在而在其他层上不存在的边。定义独特边为  $m^{[\alpha]}$ , 即层  $\alpha$  上独特边的条数,  $m^{[\alpha]} = \sum_{i,j=1, i \neq j}^N a_{ij}^{[\alpha]} \prod_{\beta=1, \beta \neq \alpha}^L (1 - a_{ij}^{[\beta]})$ ,  $\alpha = 1, 2, \dots, L$ ,  $m^{[\alpha]}$  越大, 表示层  $\alpha$  上的独特边越多, 当层  $\alpha$  不存在时, 层  $\alpha$  上的独特边也不存在。

## 2.4. 多层网络中心性指标

### 2.4.1. 度

度是衡量节点重要性的最基本的指标,  $d_z$  表示多层网络的总度数,  $d_i^{[\alpha]}$  表示为节点  $i$  在第  $\alpha$  层的度,  $d_i^{[\alpha]} = \sum_{j=1}^N a_{ji} + \sum_{j=1}^N a_{ij}$ ,  $a_{ij} = 1$  表示节点  $i$  与节点  $j$  之间有连接, 否则  $a_{ij} = 0$ 。多层网络总度数表示为:

$$d_i = \sum_{\alpha=1}^L d_i^{[\alpha]}, \quad L \text{ 为层数。}$$

### 2.4.2. 出入度

由构建网络为有向无权网络，邻接矩阵不是对称的。先考虑多层网络中的出度， $d_c$  表示多层网络的总出度， $d_{ic}^{[\alpha]}$  表示节点  $i$  在第  $\alpha$  层的出度， $d_{ic}^{[\alpha]} = \sum_{j=1}^N a_{ij}$ ，多层网络总出度表示为： $d_c = \sum_{\alpha=1}^L d_{ic}^{[\alpha]}$ ， $L$  为层数。然后考虑多层网络中的入度， $d_r$  表示多层网络的总入度， $d_{ir}^{[\alpha]}$  表示节点  $i$  在第  $\alpha$  层的入度， $d_{ir}^{[\alpha]} = \sum_{j=1}^N a_{ji}$ ，多层网络总入度表示为  $d_r = \sum_{\alpha=1}^L d_{ir}^{[\alpha]}$ 。

### 2.4.3. 基于张量分解 EDCPTD 中心性

基于 CP 张量分解的新计算方法来识别关键节点，称为 EDCPTD 中心性。其他方法不同，该方法利用张量分解技术，综合节点之间不同类型的链接，以量化多层网络中节点的重要性。使用四阶张量来表示多层网络，并考虑了多层网络中每个节点和每个层的四个角色，即节点的权威和中心，以及层的权威和中心。基于上述张量表示框架，应用 CANDECAMP/PARAFAC(CP)张量分解来获得最重要的因子，这些因子被称为主奇异向量，并生成四组向量来获得多层网络中所有节点的中心和权限得分，以及所有层的中心和权限得分。四阶邻接张量可以写成有限个一阶张量的和，公式如下所示：

$M \approx \sum_{r=1}^R \lambda_r \left( a_r^{(1)} \right)_i \left( a_r^{(2)} \right)_\alpha \left( a_r^{(3)} \right)_j \left( a_r^{(4)} \right)_\beta$ ， $1 \leq i, j \leq N, 1 \leq \alpha, \beta \leq L$ ，其中， $\lambda = (\lambda_1, \dots, \lambda_R)$  为秩， $a_r^{(1)}, a_r^{(3)}$  为所有节点的枢纽和权威的分数， $a_r^{(2)}, a_r^{(4)}$  为所有层的枢纽和权威的分数。数学公式如下所示：

$H_i = \frac{1}{L} \sum_{\alpha=1}^L H_i^{(\alpha)}$  ( $1 \leq i \leq N$ )，该公式表示节点  $i$  在多层网络中的 EDCPTD 中心性，节点的 EDCPTD 中心度

越大，表示节点在整个网络中的重要性越高。其中， $H_i^{(\alpha)} = \left| \left( a_i^{(1)} \right)_i \left( a_i^{(3)} \right)_\alpha \right| + \left| \left( a_i^{(2)} \right)_i \left( a_i^{(4)} \right)_\alpha \right|$  表示节点  $i$  在  $\alpha$  层的 EDCPTD 中心性。

### 2.4.4. Katz 中心性

Katz 中心性指标类似于特征向量中心性与 PageRank 中心性，它不同于接近中心性的基本思想，Katz 中心性同时考虑了节点对之间的最短路径与非最短路径给网络中所有的边赋予权值。Katz 中心性考虑到网络中最短路径比非最短路径更重要，它将网络中不同长度的路径赋予不同的权值。多层网络的 Katz 中心性，用张量表示， $\phi_{j\beta} = a M_{j\beta}^{i\alpha} \phi_{j\alpha} + b u_{i\beta}$ ，上式  $a$  取小于最大特征值的一个数， $b$  取值 1， $u_{i\beta}$  表示元素都等于 1 的二阶张量。节点  $i$  的 Katz 中心性值  $Z_i = \phi_{i\alpha} u^\alpha$ 。

### 2.4.5. 接近中心性

接近中心性需要考量每个节点到其它节点的最短路径长度。也就是说，对于一个节点而言，距离其它节点越近，那么它的中心度越高。定义节点  $i$  的接近中心性为  $CC_i = \frac{N-1}{\sum_{j \neq i} d_{ij}}$ ，其中  $d_{ij}$  为节点  $i$  到节点  $j$  的最短路径长度， $N$  表示节点数量，多层网络中， $d_{ij}$  为各层最短路径之和。

### 2.4.6. Hub 与 Authority 中心性

给定一个多层网络，用一个加权的四阶张量  $M \in R^{N \times L \times N \times L}$  来表示其拓扑结构。定义  $u_i^{(1)}(i)$  和  $u_i^{(3)}(i)$  表示在迭代次数为  $t$  时节点  $v_i$  的 Authority 和 Hub 得分， $u_i^{(2)}(\alpha)$  和  $u_i^{(4)}(\alpha)$  表示在迭代次数为  $t$  时层  $L_\alpha$  的 Authority 和 Hub 得分，上述四个指标可以通过如下张量迭代公式计算得到：

$$\begin{cases} u_{t+1}^{(1)}(i) = \sum_{\alpha=1}^L \sum_{j=1}^N \sum_{\beta=1}^L M_{i\alpha j\beta} \cdot u_t^{(2)}(\alpha) \cdot u_t^{(3)}(j) \cdot u_t^{(4)}(\beta), \\ u_{t+1}^{(2)}(\alpha) = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \sum_{\beta=1}^L M_{i\alpha j\beta} \cdot u_{t+1}^{(1)}(i) \cdot u_t^{(3)}(j) \cdot u_t^{(4)}(\beta), \\ u_{t+1}^{(3)}(j) = \sum_{i=1}^N \sum_{\alpha=1}^L \sum_{\beta=1}^L M_{i\alpha j\beta} \cdot u_{t+1}^{(1)}(i) \cdot u_{t+1}^{(2)}(\alpha) \cdot u_t^{(4)}(\beta), \\ u_{t+1}^{(4)}(\beta) = \sum_{i=1}^N \sum_{\alpha=1}^L \sum_{j=1}^N M_{i\alpha j\beta} \cdot u_{t+1}^{(1)}(i) \cdot u_{t+1}^{(2)}(\alpha) \cdot u_{t+1}^{(3)}(j), \end{cases} \quad (5)$$

这里,  $1 \leq i, j \leq N; 1 \leq \alpha, \beta \leq L; t = 1, 2, \dots$ . 每一次迭代完成后, 节点和层的 Authority 和 Hub 得分将进行如下的正规化处理:

$$\begin{cases} u_{t+1}^{(1)}(i) = \frac{u_{t+1}^{(1)}(i)}{\lambda_{t+1}^{(1)}}, \lambda_{t+1}^{(1)} = \|u_{t+1}^{(1)}\|_2, \\ u_{t+1}^{(2)}(\alpha) = \frac{u_{t+1}^{(2)}(\alpha)}{\lambda_{t+1}^{(2)}}, \lambda_{t+1}^{(2)} = \|u_{t+1}^{(2)}\|_2, \\ u_{t+1}^{(3)}(j) = \frac{u_{t+1}^{(3)}(j)}{\lambda_{t+1}^{(3)}}, \lambda_{t+1}^{(3)} = \|u_{t+1}^{(3)}\|_2, \\ u_{t+1}^{(4)}(\beta) = \frac{u_{t+1}^{(4)}(\beta)}{\lambda_{t+1}^{(4)}}, \lambda_{t+1}^{(4)} = \|u_{t+1}^{(4)}\|_2, \end{cases} \quad (6)$$

$$\begin{aligned} u_{t+1}^{(1)} &= (u_{t+1}^{(1)}(1), \dots, u_{t+1}^{(1)}(N))^T, u_{t+1}^{(2)} = (u_{t+1}^{(2)}(1), \dots, u_{t+1}^{(2)}(L))^T, \\ u_{t+1}^{(3)} &= (u_{t+1}^{(3)}(1), \dots, u_{t+1}^{(3)}(N))^T, u_{t+1}^{(4)} = (u_{t+1}^{(4)}(1), \dots, u_{t+1}^{(4)}(L))^T, \end{aligned}$$

所有节点和层的 Authority 和 Hub 得分的初始值均为 1, 当所有节点和层的 Authority 和 Hub 得分达到稳定状态时, 迭代停止。

## 2.5. 股票流动性

选用 Amihud 指标衡量流动性, 该指标综合考虑了交易量和价格因素, 旨在衡量交易金额对价格的冲击程度, 该指标与股票市场流动性呈负相关, 计算公式如下:  $ILLip_{i,t} = \frac{1}{D_{i,t}} \sum_{d=1}^{D_{i,t}} \frac{|R_{i,t,d}|}{Vol_{i,t,d}}$ , 其中,  $R_{i,t,d}$  为第  $i$  只股票在第  $t$  年第  $d$  天收益率的绝对值;  $Vol_{i,t,d}$  为第  $i$  只股票在第  $t$  年第  $d$  天的交易额;  $D_{i,t}$  为第  $i$  只股票在第  $t$  年的交易天数。

## 3. 数据与网络实证分析

### 3.1. 数据描述

样本选择沪深 300 指数成分股 2006 年 1 月 4 日至 2021 年 12 月 31 日的日收盘价, 删除连续停牌超过 200 个交易日的股票、删除研究初期未上市股票以及删除研究期结束之前已退市的股票。最后, 考虑了沪深 300 股中的 134 只成分股, 共计 3875 天的收盘价数据。由于季度网络比年度网络结果更清晰细致, 我们按季度构建网络, 即共有 64 个多层网络。其中, 样本期间包含了三个风险事件: 一个是 2008 年左

右发生的次贷危机引发的全球金融危机，一个是 2015 年由一系列黑天鹅事件引发的中国股市崩盘，一个是 2020 年年初新冠肺炎病毒引发的疫情。表 1 显示原始数据收盘价的描述性统计分析。

**Table 1.** Descriptive statistical analysis of samples

**表 1.** 样本描述性统计分析

股票代码	均值	标准差	偏度系数	峰度系数
SZ000001	15.093	7.130	1.170	2.950
SZ000002	16.803	8.992	0.335	-1.270
SZ000008	8.298	5.988	2.062	6.778
SZ000060	12.717	9.761	2.079	5.378
SZ000063	27.559	13.315	0.869	0.790
SZ000069	11.224	10.315	3.358	12.137
.....	.....	.....	.....	.....
SH600866	14.289	10.074	0.871	-0.331
SH600895	13.364	5.889	0.465	0.137

## 3.2. 多层网络实证分析

### 3.2.1. 多层动态网络

基于格兰杰因果检验，构建网络时，首先确定显著性水平，通过比较 4 个特殊显著性水平，即  $\lambda = 0.1$ ， $\lambda = 0.05$ ， $\lambda = 0.01$ ， $\lambda = 0.005$ ，选取最优参数。

**Table 2.** Network statistical characteristics

**表 2.** 网络统计特征

显著性水平	节点个数	孤立节点平均数	平均边数
0.1	134	0.321	4005.783
0.05	134	0.368	3586.132
0.01	134	6.001	1499.901
0.005	134	14.453	1088.801

从表 2 结果来看，当显著性水平从 0.05 减至 0.01 时，孤立节点平均数目从 0.368 增至 6.001，表明当  $\lambda = 0.01$  时，网络的孤立节点显著增加，网络的连接遭到了灾难性的破坏，同时，网络的平均边数从 3586.132 减至 1499.901 也印证了此观点，因此我们选择  $\lambda = 0.05$  作为显著性水平。

现在展示 2006 年至 2021 年构建的多层网络图，为节省空间，仅展示部分年份具有代表性的多层网络图，正常时期为 2006 年一季度、2014 年一季度，危机时期为 2015 年三季度、2020 年一季度。

图 1 中，与其余年份相比，2015 年第三季度的波动风险层、2020 年第一季度的风险层连边数明显增加，表明在风险时期各个股票之间的联系更加的紧密，意味着网络的共同运动增强。接下来，通过极大似然和 K-S 检验的方法将网络的度与三种不同的分布进行拟合，分别为指数分布、对数正态分布、幂律分布，拟合的原假设  $H_0$ ：网络拟合结果符合相应分布。表 3 给出了相应结果，表中结果为 64 个网络中符合原假设的季度网络所占比例，分别考虑三个层。

由表 3 所展示结果可知，收益层的幂律分布拟合网络百分比为 85.9%，波动层的幂律分布拟合网络百分比为 68.7%，风险层的幂律分布拟合网络百分比为 62.4%，均明显高于指数分布和对数正态分布，综

上，幂律分布拟合结果最好。这表明，节点的度为幂律分布即具有无标度网络的特征。即只有少数节点拥有大量的连接，而大部分节点的连接数很少，意味着构建的网络具有典型的异质性。

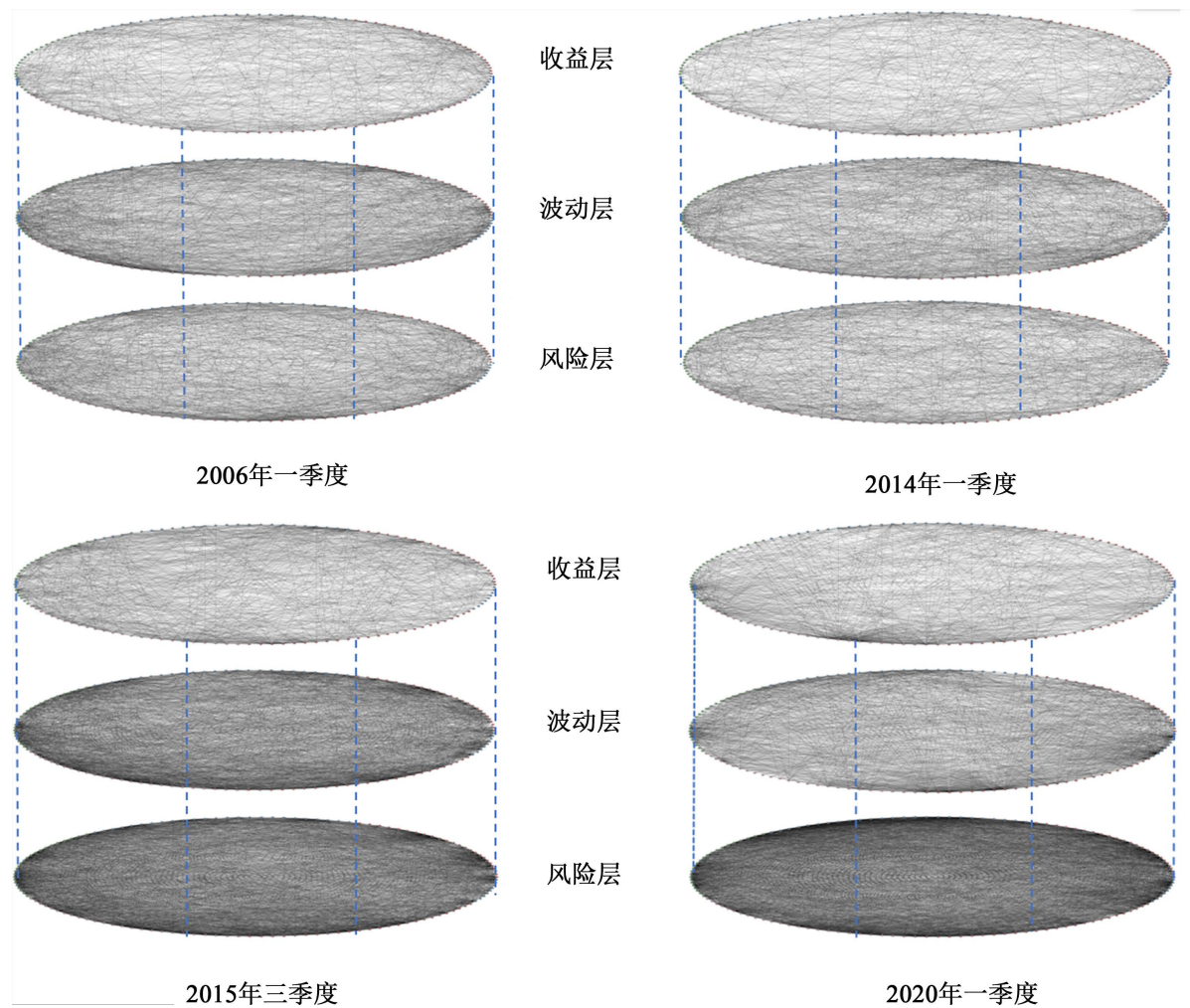


Figure 1. Multi-layer network diagram

图 1. 多层网络图

Table 3. Goodness-of-fit estimation of different degree distributions

表 3. 不同度分布拟合优度估计

	指数分布	对数正态分布	幂律分布
收益层	25.0%	0.0%	85.9%
波动层	0.0%	26.5%	68.7%
风险层	10.0%	35.8%	62.4%

### 3.2.2. 多层网络度量

首先，我们研究了多层信息溢出网络中收益、波动、风险层度的变化情况。选取的样本涵盖了三个危机时期事件，在图中对危机事件做了红色标记。次贷危机是指由美国次级房屋信贷行业违约剧增、信用紧缩问题而于 2007 年夏季开始引发的国际金融市场上的震荡、恐慌和危机。次贷危机造



成我国出口减少，实体经济面临巨大压力，大量的中小型加工企业的倒闭，也加剧了失业的严峻形势。2015 股灾，指的是中国股市继次贷危机之后，在 2015 年 6 月至 2016 年 1 月发生的严重股灾，上证指数出现断崖式下跌，最大跌幅达 49.05%，股票市场多次出现千股跌停，多股停牌现象，对我国经济造成巨大冲击。新冠肺炎是于 2020 年年初爆发的呼吸系统疾病，新冠爆发以来，沪深两市反应强烈。疫情之下，实体经济受到影响，餐饮、旅游、交通运输、房地产等行业受损严重，实体经济受到影响。

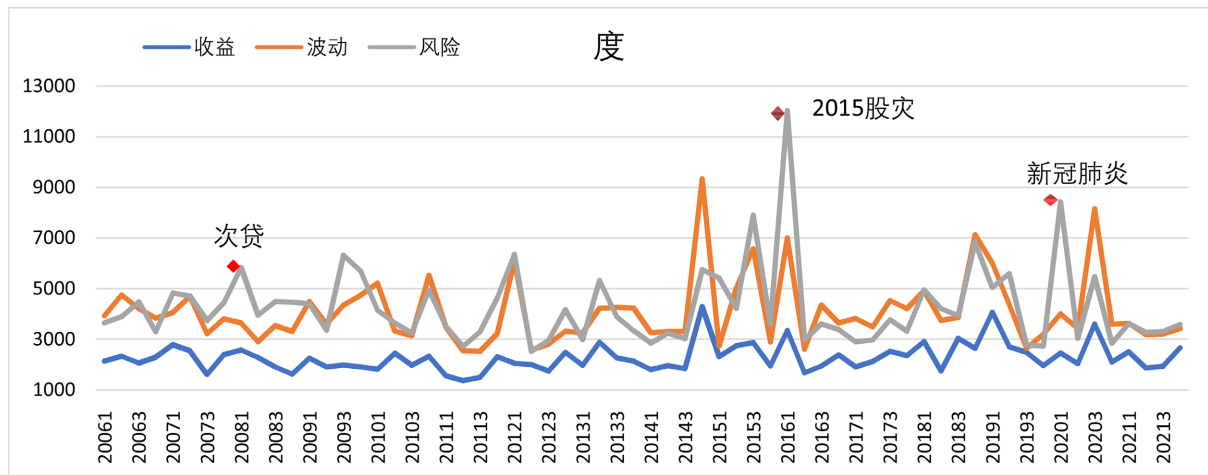


Figure 2. Degrees in a three-layer network

图 2. 三层网络中的度

由图 2 结果得知，三个层的趋势既有相同之处，也有不同之处。三层之间的总体趋势相对一致。值得关注的是，当一层的度增加并达到峰值时，其他层的度几乎同步变化。例如，在 2011 年年底、2014 年第四季度、2016 年第一季度以及 2018 年第一季度和 2020 年第四季度。这表明，通过不同的信息溢出效应衡量的股票间互联性的增加趋势是一致的。不同之处在于，三个层对危机具有不同的敏感度，次贷危机时，风险层的峰值最明显，波动和收益层的峰值并不明显，表明风险层对次贷危机的敏感度更高。在 2015 中国股灾期间，三个层均有达到峰值，风险层和波动层的峰值更大，表明这两个层对 2015 年股灾的敏感度更高。在新冠肺炎初期，风险层率先在 2020 年第一季度达到峰值，即表明风险层对新冠肺炎时期的股价波动具有指示作用。因此，我们可以得出结论，综合三次危机，风险层对危机敏感度最高，其次是波动层。

接下来，在图 3 中，分析了不同层之间的差异性，计算了收益、波动、风险序列两两之间的 Jaccard 距离。

在图 3 中，Jaccard 距离随时间变化。收益 - 波动层、收益 - 风险层的 Jaccard 距离较大，Jaccard 取值在  $[0.85, 0.95]$  之间，且收益 - 风险的最高值在 2008 年第四季度达到了最高值 0.9565，意味着收益 - 波动层、收益 - 风险层之间存在较大的差异性，即相似性较小。而波动 - 风险的取值在  $[0.65, 0.85]$  之间，两层之间的差异比收益 - 波动层、收益 - 风险层的小，意味着波动 - 风险层之间的差异性较小，相似性较大。上述表明不同层之间存在一定的差异性，这可能与不同层上的测量角度不同有关。总体而言，在多层信息溢出网络中，各层之间的差异性较大。

通过上述研究发现，不同层之间的有一定的差异。这里引入独特边来捕捉三层之间的特性和差异。 $\alpha$  层上的独特边是指该边只存在于  $\alpha$  层上而不存在于其他层上。如果缺少某一层，就无法完全捕捉到股票之间的联系，说明各层之间的不可缺少性以及研究多层信息溢出网络的重要性。

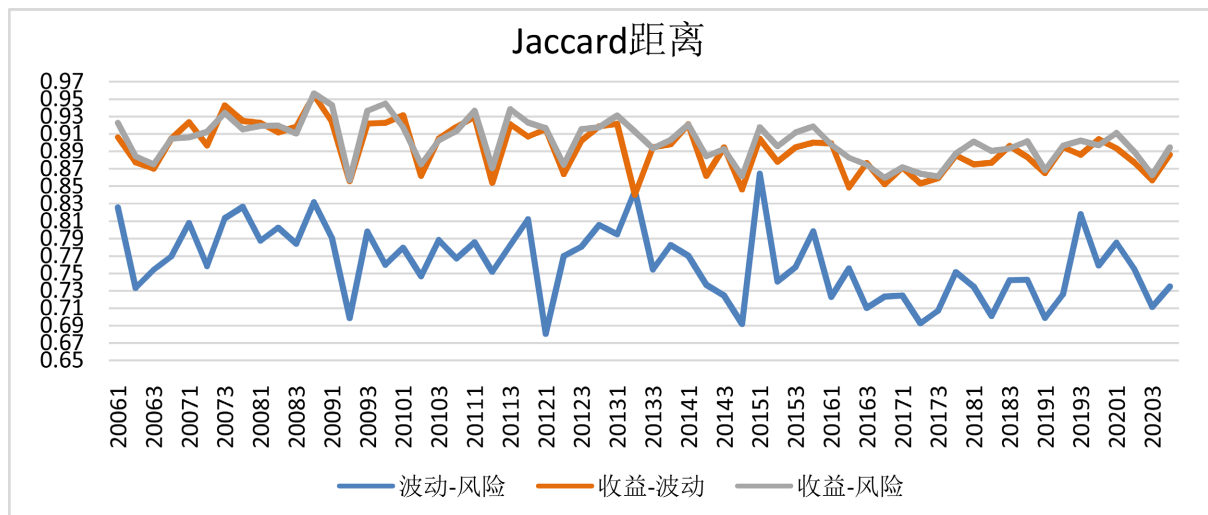


Figure 3. Jaccard relevance

图 3. Jaccard 相关性

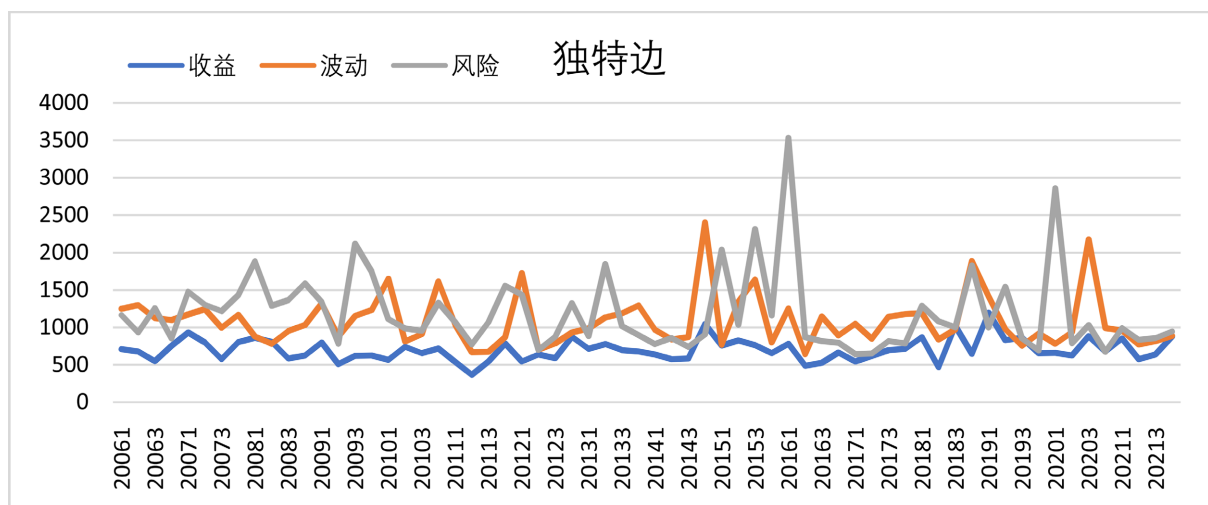


Figure 4. Dynamic unique sides of three layers

图 4. 三层的动态独特边

由图 4 结果发现, 多层信息溢出网络的每一层都能捕获独特边, 但风险溢层捕获的独特边数目最多, 平均溢层捕获的独特边数目最少, 多层信息溢出网络中各层独特边数目的变化趋势与相应层度的变化趋势基本一致。因此, 认为在多层信息溢出网络中, 每层边数的增加或减少主要是由于独特边数目的增加或减少, 即独特边的数目决定了每层的网络结构。三层独特边也显示了金融动荡期间的非同步效应。次贷危机时, 风险层的峰值最明显, 在 2015 中国股灾期间, 风险层和波动层的峰值更大, 在新冠肺炎初期, 风险层率先在 2020 年第一季度达到峰值, 综合三次危机, 风险层对危机敏感度最高, 其次是波动层。与度的分析基本一致。

### 3.3. 网络重要节点

为了分析重要股票, 从单层网络和多层网络的角度进行分析, 首先比较了单层网络和多层网络的重要节点的差异。我们从度、入度、出度的角度列出了 2006 年第一季度的前 10 只股票, 如下表所示。

**Table 4.** Degree ranking  
**表 4.** 度排名

排名	收益层		波动层		风险层		多层网络	
	股票代码	度	股票代码	度	股票代码	度	股票代码	度
1	600157	40	600089	74	600048	90	600649	125
2	000402	37	600340	71	600549	60	600340	124
3	000768	34	600649	66	600583	50	600887	123
4	600682	31	600030	64	600887	49	600089	122
5	000728	30	600376	58	600177	48	600008	120
6	600383	30	600196	54	600660	48	600549	112
7	600649	29	600271	53	000413	47	000402	110
8	000538	28	000060	51	600109	47	600739	110
9	600887	28	000651	51	600332	47	600111	109
10	000725	27	600008	51	600036	46	600196	109

**Table 5.** Entry ranking  
**表 5.** 入度排名

排名	收益层		波动层		风险层		多层网络	
	股票代码	入度	股票代码	入度	股票代码	入度	股票代码	入度
1	600157	30	600089	62	600048	57	600089	96
2	000768	29	600376	50	600549	46	600549	72
3	000538	21	600030	44	600887	36	600887	71
4	000725	19	600340	37	600522	34	000630	66
5	600100	19	600196	36	600352	32	000060	65
6	600649	19	600271	34	600406	31	600196	65
7	000630	18	000651	33	600739	29	600739	63
8	600682	18	000060	31	600583	28	002027	62
9	600016	16	002027	31	600804	28	600682	62
10	600018	16	600649	30	600109	26	000768	60

**Table 6.** Outdegree ranking  
**表 6.** 出度排名

排名	收益层		波动层		风险层		多层网络	
	股票代码	出度	股票代码	出度	股票代码	出度	股票代码	出度
1	000402	30	600008	37	600008	35	600008	90
2	000728	22	600649	36	600660	35	000402	84
3	600010	21	600340	34	002065	34	600649	69
4	600383	19	600028	33	600048	33	600340	64
5	600549	19	000402	32	600066	32	000425	62

Continued

6	000423	18	600583	32	600036	31	600028	62
7	600008	18	000425	31	600332	29	600583	62
8	600390	18	000063	30	600000	28	000063	61
9	000413	17	600109	30	600383	27	600177	61
10	600028	17	000858	28	600436	27	600332	61

由表 4~表 6 可以得出结论, 首先, 同一指标在不同层上有较大的差异, 以入度排名为例, 600157 是收益层中最重要的节点, 600089 是波动层中最重要的节点, 而 600048 是风险层中最重要的节点。其次, 多层网络和单层网络的拓朴性质差异较大, 例如, 在度排名中, 600649 在多层网络中排名第一, 在收益层中排名第七, 在波动层中排名第三, 而没出现在风险层排名前 10 中。最后, 不同的多层网络拓朴特征度量指标也存在较大差异。在多层网络重要节点排名中, 600008 在出度中排名第一, 在度中排名第五, 但没出现在入度排名前 10 名中。总体而言, 仅从单层网络或单一指标来衡量股票网络中的重要节点过于片面, 因此, 我们应该从多个维度进行综合评价。

接下来我们从多层网络的不同中心性指标分析重要节点, 中心性指标包括出度、入度、度和接近度中心性, 并且给出了每个指标随时间变化的热度图, 结果如表 7 和图 5 所示。

Table 7. Ranking of stocks under different centrality indicators

表 7. 不同中心性指标下的股票排名

排名	度		入度		出度		接近中心性	
	股票名称	数值	股票名称	数值	股票名称	数值	股票名称	数值
1	泸州老窖	101.718	泸州老窖	60.453	雅戈尔	50.593	泸州老窖	0.748
2	雅戈尔	99.031	福耀玻璃	59.281	上海电力	49.593	福耀玻璃	0.747
3	福耀玻璃	97.796	东华软件	57.140	浙江龙盛	49.140	五粮液	0.747
4	民生银行	95.812	中联重科	55.687	鹏博士	48.328	雅戈尔	0.741
5	五粮液	94.953	民生银行	55.437	兖矿能源	47.968	片仔癀	0.739
6	中联重科	94.609	中信国安	53.593	海尔智家	47.828	东华软件	0.738
7	中兴通讯	94.015	五粮液	53.515	特变电工	47.640	中兴通讯	0.738
8	启迪环境	93.687	中兴通讯	53.406	中国石化	47.234	启迪环境	0.737
9	东华软件	94.484	启迪环境	53.187	中金岭南	46.765	民生银行	0.737
10	海尔智家	93.093	大族激光	52.468	海螺水泥	46.515	海尔智家	0.735

从入度排名来看, 泸州老窖、福耀玻璃是网络中最大的信息接收者, 同时泸州老窖在总度排名和接近中心性中均位列第一, 在网络中与其他股票有很强的关联性, 信息传递和接收能力都很强。出度排名中, 雅戈尔和上海电力是最大的信息传出股票, 而在接近中心性中, 泸州老窖、福耀玻璃、五粮液是最快的信息传递者, 而同时泸州老窖和福耀玻璃也是网络中最大的信息接收者, 在网络中的位置相对重要, 对其余的股票有较大的影响力。图 5 中, 纵坐标表示 134 只股票, 横坐标表示 2006 年第一季度至 2021 年第四季度, 由图可见, 股票的不同中心性随着时间推移而变化, 且自 2014 年年底以来, 股票的中心性普遍增强, 表明股票之间的互连性增加, 系统性风险的可能性增加, 这个时间段正好对应 2015 中国灾疫,

因此，在多层信息溢出网络中，股票之间的高度互连性可能提供了股票市场处于高压下的信号。因此，有必要加强对这些股票的风险控制，防止风险扩散。这些节点的波动在风险时期会对其他股票造成较大的影响，在正常时期做好风险把控，提高应对风险的能力。

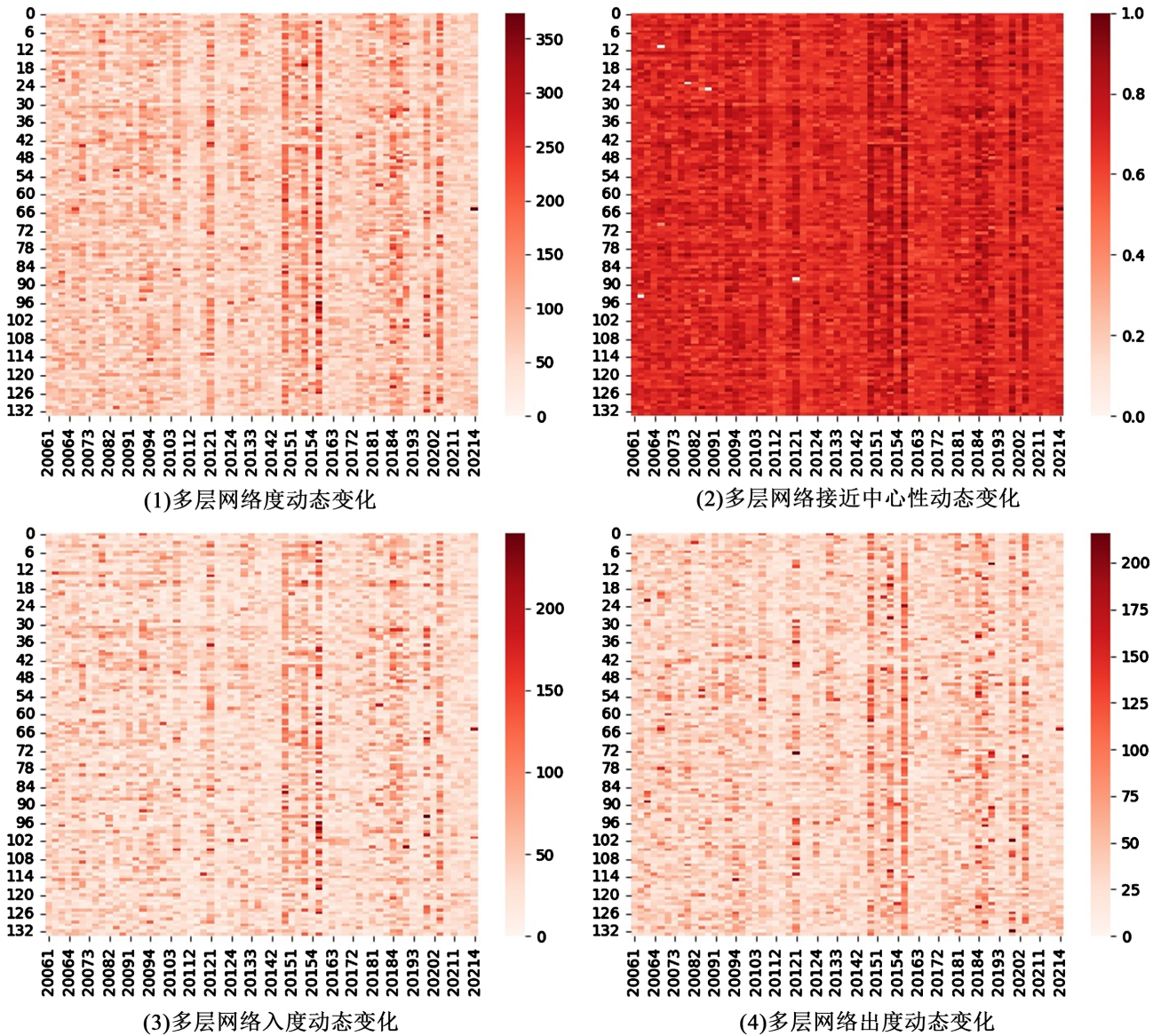


Figure 5. Dynamic heatmaps for different centrality metrics  
图 5. 不同中心性指标的动态热度图

#### 4. 网络结构对流动性影响分析

接下来进行回归分析，流动性指标作为被解释变量，从价量结合的角度，考虑选用 Amihud 指标衡量流动性，由于该指标考虑了价格和交易量，更为全面的衡量流动性。Amihud 指标与流动性呈反向关系，即该指标数值越大，流动性越弱，数值越小，流动性越强。网络中心性指标作为解释变量，微观变量、宏观变量作为控制变量。网络特征中心性指标包括 EDCPTD 中心性、Hub、Authority、Katz。选用的微观指标分别为市净率、总资产增长率、总资产周转率、资产负债率和市值对数，依次反映股票对应企业

的投资价值、发展能力、营运能力、偿债能力和企业规模。宏观变量为货币供应增量、GDP 增长率和 CPI。货币供应量指某一时点流通中的现金量和存款量之和，是各国中央银行编制和公布的主要经济统计指标之一；GDP 是一个国家在一定时期内生产活动的最终成果，是国民经济核算的核心指标；CPI 为居民消费指数，是反映一定时期内城乡居民所购买的生活消费品和服务项目价格变动趋势和程度的相对数，当居民消费水平上涨，那么则说明了居民购买力增加，会追求更好的生活，也会有更多的资金进入到投资市场，经济发展较好。

为解决回归的内生性，进行 2SLS 工具变量估计，第一阶段用工具变量预测内生变量，第二阶段用因变量  $y$  对第一阶段回归的拟合值进行回归。财务指标选用滞后一期的数据，回归公式表示为：

$$y = \alpha_0 + \alpha_1 A(x) + \alpha_2 B_{t-1} + \alpha_3 C_t + \gamma_t + u_i + \varepsilon_{i,t} \quad (7)$$

其中  $y$  表示被解释变量即流动性指标， $\alpha_0$  表示截距项， $\alpha_i (i=1,2,3)$  为系数， $A(x)$  表示中心性指标， $B_{t-1}$  表示滞后一期的微观变量即财务指标， $C_t$  表示当期宏观变量即宏观经济指标， $\gamma_t$  表示时间变量， $u_i$  表示固定效应， $\varepsilon_{i,t}$  为扰动项。采用不可识别(Kleibergen-Paap rk LM)、弱识别(Kleibergen Paap rk Wald F)和过度识别(Hansen J)三个检验来评估工具变量的有效性。回归考虑全部样本时期，即涵盖 2006 第一季度至 2021 第四季度，将流动性与中心性指标和控制变量做回归，该部分回归结果如下表 8 所示。

**Table 8.** Full period regression excluding industry variables  
**表 8.** 不含行业变量的全部时期回归

	1		2		3		4	
	系数	p 值	系数	p 值	系数	p 值	系数	p 值
EDCPTD	-0.392	0.042**						
Hub			-0.241	0.04**				
Authority					-1.44	0.046**		
Katz							-0.565	0.012**
市净率	-0.028	0.045**	-0.028	0.046**	-0.03	0.042**	-0.028	0.045**
总资产增长率	0.003	0.473	0.003	0.440	0.001	0.789	0.003	0.449
总资产周转率	0.178	0.136	0.182	0.132	0.179	0.137	0.176	0.141
资产负债率	-2.069	0.146	-2.08	0.145	-2.02	0.149	-2.075	0.145
市值对数	-0.434	0.000***	-0.434	0.000***	-0.435	0.000***	-0.436	0.000***
货币增长供应量	-0.033	0.759	-0.021	0.840	-0.082	0.515	-0.090	0.410
GDP 增长率	0.178	0.741	0.120	0.820	0.416	0.504	0.489	0.389
CPI	-0.008	0.898	0.004	0.941	-0.005	0.936	0.001	0.990
是否是固定效应	是		是		是		是	
是否含时间效应	是		是		是		是	
UD test	0.000		0.000		0.000		0.000	
KP test	1183.226		3977.290		78.184		4511.284	
10% IV size	19.930		19.930		19.930		19.930	
Hansen J statistic	0.213		0.221		0.207		0.212	

其中，\*表示 0.1，\*\*表示 0.05，\*\*\*表示 0.01 显著性水平。

如表 8 所示, 在 0.05 的显著性水平下, 网络的中心性指标中, EDCPTD、Hub、Authority、Katz 均显著, 系数全为负值, 即表明中心性指标增大, Amihud 流动性指标减小, Amihud 流动性指标与股票流动性呈反向关系, 即 Amihud 流动性指标减小, 流动性增大, 所以流动性随中心性指标增大而增大, 即中心性指标对流动性具有促进作用。我们构建的网络为信息溢出效应网络, 网络中更中心的股票具有更高的信息传递效率, 价格的变化或波动更容易影响其他股票, 也更容易获得其他股票的信息, 股票的流动性也越大。Hub 表示, 股票具有较多的输出链接, 就越处于网络的中心位置, 由于中心位置的股票输出链接多, 即具有较高的信息传递效率, 流动性也较大。Authority 表示, 股票具有较多的输入链接, 就越处于中心位置, 中心位置的股票更容易获取其他股票的信息, 流动性也较大。EDCPTD 表示, 股票拥有更多的输入和输出链接, 就越处于网络中心位置, 中心位置的股票由于链接多, 信息传递效率大, 即流动性也越大。Katz 表示, 具有越多重要的邻居股票的股票, 越处于网络的中心位置, 获取的信息越多, 流动性越大。

控制变量中, 在 0.05 的显著性水平下, 市净率、市值对数显著, 且系数符号均为负值。市值对数与流动性呈正向关系, 市值反映公司规模, 公司规模越大, 信息披露制度越健全, 投资者获得的相关信息越多, 股票交易量会随之上升, 因此股票流动性增加。

将进一步在回归中加入行业因素作为控制变量, 行业分为 12 个不同的类别, 分别为农林牧渔业、采矿业、制造业、电力热力燃气及水生产业、建筑业、批发和零售业、交通运输业、信息传输和软件技术业、金融业、房地产业、租赁和商务服务业、卫生和社会工作, 为加入行业虚拟变量, 将面板数据设定为随机效应模型, 加入时间变量, 进行工具面板回归, 回归公式表示为:

$$y = \alpha_0 + \alpha_1 A(x) + \alpha_2 B_{t-1} + \alpha_3 C_t + \alpha_4 D_i + \gamma_t + d_i + \varepsilon_{i,t} \quad (8)$$

其中  $y$  表示被解释变量即流动性指标,  $\alpha_0$  表示截距项,  $\alpha_i (i=1,2,3,4)$  为系数,  $A(x)$  表示中心性指标,  $B_{t-1}$  表示滞后一期微观变量即财务指标,  $C_t$  表示当期宏观变量即宏观经济指标,  $D_i$  表示行业虚拟变量,  $\gamma_t$  表示时间变量,  $d_i$  表示随机效应,  $\varepsilon_{i,t}$  为扰动项。回归结果如下。

**Table 9.** Full period regression with industry variables  
**表 9.** 含行业变量的全部时期回归

	1		2		3		4	
	系数	p 值	系数	p 值	系数	p 值	系数	p 值
EDCPTD	-0.500	0.027**						
Hub			-0.304	0.029**				
Authority					-2.051	0.023**		
Katz							-0.637	0.001***
市净率	-0.028	0.141	-0.028	0.136	-0.026	0.186	-0.028	0.134
总资产增长率	-0.002	0.581	-0.001	0.706	-0.005	0.067	-0.001	0.698
总资产周转率	-0.064	0.281	-0.062	0.294	-0.008	0.315	-0.064	0.280
资产负债率	-0.600	0.000***	-0.589	0.429	-0.673	0.000***	-0.596	0.000***
市值对数	-0.326	0.000***	-0.329	0.000***	-0.314	0.000***	-0.329	0.000***
货币增长供应量	0.033	0.729	0.054	0.015**	-0.055	0.683	-0.002	0.821
GDP 增长率	-0.09	0.857	-0.191	0.698	-0.045	0.603	0.205	0.710

Continued

CPI	-0.008	0.902	-0.016	0.876	-0.131	0.872	-0.020	0.778
截距项	12.220	0.580	14.582	0.493	13.222	0.621	15.547	0.501
是否含时间变量	是		是		是		是	
是否含行业变量	是		是		是		是	

其中, \*表示 0.1, \*\*表示 0.05, \*\*\*表示 0.01 显著性水平。

在表 9 中, 结合未加入行业虚拟变量的回归结果, 在 0.05 显著性水平下, 中心性指标的显著性和系数符号与未加入行业虚拟变量时相同, 结论为中心性促进流动性。控制变量中, 市值对数均显著。货币增长供应量只有将当 Hub 作为  $x$  时才显著, 其余的货币供应增长量不再显著, 而当 Authority、Katz、EDCPTD 作为  $x$  时, 资产负债率由不显著变为显著。结合行业虚拟变量来看, 在 0.05 的显著性水平下, 金融业、卫生和社会工作均显著。

为检验回归的稳健性, 进行普通面板回归。进行豪斯曼检验后, 该回归使用固定效应模型, 加入时间变量, 回归公式如下:

$$y = \alpha_0 + \alpha_1 A(x) + \alpha_2 B_t + \alpha_3 C_t + \gamma_t + u_i + \varepsilon_{i,t} \quad (9)$$

其中  $y$  表示被解释变量即流动性指标,  $\alpha_0$  表示截距项,  $\alpha_i (i=1,2,3)$  为系数,  $A(x)$  表示中心性指标,  $B_t$  表示当期微观变量即财务指标,  $C_t$  表示当期宏观变量即宏观经济指标,  $\gamma_t$  表示时间变量,  $u_i$  表示个体效应,  $\varepsilon_{i,t}$  为扰动项。主要变量结果保持不变, 即更换回归模型不会对结果产生实质性影响。稳健性结果如表 10 所示。

Table 10. Robustness test ordinary panel regression

表 10. 稳健性检验普通面板回归

	1		2		3		4	
	系数	p 值	系数	p 值	系数	p 值	系数	p 值
EDCPTD	-0.231	0.060*						
Hub			-0.381	0.013**				
Authority					-0.207	0.047**		
Katz							-0.216	0.037**
市净率	-0.028	0.083*	-0.028	0.083*	-0.03	0.087*	-0.028	0.088*
总资产增长率	0.003	0.504	0.003	0.510	0.003	0.493	0.003	0.468
总资产周转率	0.181	0.164	0.181	0.163	0.183	0.157	0.181	0.161
资产负债率	-2.076	0.155	-2.08	0.145	-2.07	0.153	-2.080	0.152
市值对数	-0.434	0.000***	-0.434	0.000***	-0.434	0.000***	-0.436	0.000***
货币增长供应量	0.013	0.073*	0.021	0.069*	0.013	0.068*	0.013	0.070*
GDP 增长率	-0.052	0.039**	-0.050	0.031**	-0.054	0.036**	-0.053	0.037**
CPI	-0.549	0.029**	-0.541	0.030**	-0.552	0.028**	-0.545	0.029**
截距项	178.473	0.024**	176.230	0.024**	179.351	0.023**	177.358	0.024**
是否是固定效应	是		是		是		是	
是否含时间效应	是		是		是		是	

其中, \*表示 0.1, \*\*表示 0.05, \*\*\*表示 0.01 显著性水平。



综合上述回归来看, 网络的中心性指标越大, 流动性越大, 即中心性对流动性具有促进作用。我们构建的网络为多层信息溢出效应网络, 即分为收益层、波动层和风险层, 网络中更中心的股票具有更高的信息传递效率, 即价格的变化、波动和风险更容易影响其他股票, 也更容易获得其他股票的不同信息, 即股票的流动性越大。

## 5. 总结

探究网络拓扑特征对流动性的作用, 是一个新的挑战。现有文献研究网络拓扑特征对流动性的影响, 是基于单层网络, 但单层网络并不能完全捕捉股票的信息, 并且大部分是以银行网络视角。

我们基于格兰杰因果检验, 选择 2006~2021 年的沪深 300 日收盘价按季度构建多层信息溢出网络, 即收益溢出层、波动溢出层和风险溢出层, 分析了多层网络的一些特征, 包括度、Jaccard 相关性、独特边, 分析各层之间的相似性和差异性, 并通过度、出度、入度、接近中心度这些中心性指标对网络中的重要节点进行分析。进而选择 Amihud 指标度量股票流动性, 计算多层网络 EDCPTD、Katz、Hub、Authority 等中心性指标, 将其纳入面板回归模型, 作为解释变量, 加入微观、宏观、行业因素作为控制变量, 进行 2SLS 工具变量估计, 研究多层网络中心性指标对流动性的作用, 得出的结论如下:

1) 回归分析中, 网络的中心性指标 EDCPTD、Hub、Authority、Katz 均显著, 流动性随中心性指标的增大而增大, 股票越靠近网络中心位置, 流动性越大, 即中心性指标对流动性具有促进作用。由于构建的网络为信息溢出效应网络, 即股票之间存在信息的传递。信息网络中更中心的股票具有更高的信息传递效率, 价格的变化或波动更容易影响其他股票, 也更容易获得其他股票的信息, 从而股票的流动性也越大。

2) 不同的中心性指标代表不同的含义, 在网络中的意义也不同。Hub 表示, 股票具有较多的输出链接, 就越处于网络的中心位置, 即具有较高的信息传递效率, 流动性也较大。Authority 表示, 股票具有较多的输入链接, 就越处于中心位置, 中心位置的股票更容易获取其他股票的信息, 流动性也较大。EDCPTD 表示, 股票拥有更多的输入和输出链接, 就越处于网络中心位置, 中心位置的股票由于链接多, 信息传递效率大, 即流动性也越大。Katz 表示, 具有越多重要的邻居股票的股票, 越处于网络的中心位置, 获取的信息越多, 流动性越大。但不论中心性指标是如何度量的, 中心性指标对股票的流动性均是促进作用。

3) 股票的不同中心性随着时间推移而变化, 且自 2014 年年底以来, 股票的中心性普遍增强, 表明股票之间的互连性增加, 系统性风险的可能性增加, 这个时间段正好对应 2015 中国股灾, 因此, 在多层信息溢出网络中, 股票之间的高度互连性可能提供了股票市场处于高压下的信号。因此, 有必要加强对这些股票的风险控制, 防止风险扩散。这些节点的波动在风险时期会对其他股票造成较大的影响, 在正常时期做好风险把控, 提高应对风险的能力。

我们所得的结论为复杂网络中心性特征对中国股票市场流动性的促进作用提供了证据, 网络中更中心的股票具有更高的信息传递效率, 价格的变化或波动更容易影响其他股票, 也更容易获得其他股票的信息。处于网络中心位置的股票, 与其余股票之间的互连性很强, 因此, 这些股票需要格外关注, 加强对这些股票的风险控制, 防止风险扩散, 提高应对风险的能力。

我们的工作可以进一步的扩展, 可以探究不同时期或者不同特征的样本网络中心性特征对流动性的影响, 提供更多的视角。也可以进行多种稳健性检验, 保证结果的稳健性。

## 参考文献

- [1] 张学剑. 上市公司股票流动性及其影响因素研究[D]: [硕士学位论文]. 大连: 东北财经大学, 2014.

- [2] Amihud, Y. and Mendelson, H. (1986) Asset Pricing and the Bid-Ask Spread. *Journal of Financial Economics*, **17**, 223-249. [https://doi.org/10.1016/0304-405X\(86\)90065-6](https://doi.org/10.1016/0304-405X(86)90065-6)
- [3] 李珠峰. 中国股票市场流动性影响因素研究[D]: [博士学位论文]. 北京: 中共中央党校, 2008.
- [4] Keynes, J.M. and Waeger, F. (1936) *Allgemeine Theorie der Beschäftigung, des Zinses und des Geldes*. Duncker & Humblot, Berlin.
- [5] Black, F. (1971) Toward a Fully Automated Stock Exchange, Part I. *Financial Analysts Journal*, **27**, 28-35. <https://doi.org/10.2469/faj.v27.n4.28>
- [6] Garbade, K.D. and Silber, W.L. (1979) Structural Organization of Secondary Markets: Clearing Frequency, Dealer Activity and Liquidity Risk. *The Journal of Finance*, **34**, 577-593. <https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.1979.tb02126.x>
- [7] Harris, L.E. (1994) Minimum Price Variations, Discrete Bid-Ask Spreads, and Quotation Sizes. *The Review of Financial Studies*, **7**, 149-178. <https://doi.org/10.1093/rfs/7.1.149>
- [8] Dubofsky, D.A. and Groth, J.C. (1984) Exchange Listing and Stock Liquidity. *Journal of Financial Research*, **7**, 291-302. <https://doi.org/10.1111/j.1475-6803.1984.tb00381.x>
- [9] Amihud, Y. (2002) Illiquidity and Stock Returns: Cross-Section and Time-Series Effects. *Journal of Financial Markets*, **5**, 31-56. [https://doi.org/10.1016/S1386-4181\(01\)00024-6](https://doi.org/10.1016/S1386-4181(01)00024-6)
- [10] Chordia, T., Roll, R. and Subrahmanyam, A. (2000) Commonality in Liquidity. *Journal of Financial Economics*, **56**, 3-28. [https://doi.org/10.1016/S0304-405X\(99\)00057-4](https://doi.org/10.1016/S0304-405X(99)00057-4)
- [11] Eisfeldt, A.L. and Rampini, A.A. (2009) Leasing, Ability to Repossess, and Debt Capacity. *The Review of Financial Studies*, **22**, 1621-1657. <https://doi.org/10.1093/rfs/hhn026>
- [12] León, C. and Sarmiento, M. (2016) Liquidity and Counterparty Risks Tradeoff in Money Market Networks. <https://doi.org/10.2139/ssrn.2767351>
- [13] Li, Q., Peng, Q., Chai, L., et al. (2018) A New Identification Method of the Market Downturns in Chinese A-Shares Using Liquidity Network. 2018 *IEEE 3rd International Conference on Big Data Analysis (ICBDA)*, Shanghai, 9-12 March 2018, 195-200. <https://doi.org/10.1109/ICBDA.2018.8367676>
- [14] Ardekani, A.M., Distinguin, I. and Tarazi, A. (2020) Do Banks Change Their Liquidity Ratios Based on Network Characteristics? *European Journal of Operational Research*, **285**, 789-803. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2020.02.011>
- [15] 冀可心. 中国与“一带一路”主要贸易伙伴国家股票市场收益溢出研究[D]: [硕士学位论文]. 昆明: 云南财经大学, 2021.
- [16] Wang, G.J., Xie, C., Zhao, L., et al. (2018) Volatility Connectedness in the Chinese Banking System: Do State-Owned Commercial Banks Contribute More? *Journal of International Financial Markets, Institutions and Money*, **57**, 205-230. <https://doi.org/10.1016/j.intfin.2018.07.008>
- [17] Diebold, F.X. and Yılmaz, K. (2014) On the Network Topology of Variance Decompositions: Measuring the Connectedness of Financial Firms. *Journal of Econometrics*, **182**, 119-134. <https://doi.org/10.1016/j.jeconom.2014.04.012>
- [18] Gouriéroux, C. and Jasiak, J. (2001) *Econometrics of Finance*. Princeton University, Princeton.
- [19] Hong, Y., Liu, Y. and Wang, S. (2009) Granger Causality in Risk and Detection of Extreme Risk Spillover between Financial Markets. *Journal of Econometrics*, **150**, 271-287. <https://doi.org/10.1016/j.jeconom.2008.12.013>
- [20] Ang, G.J., Chen, Y.Y., Si, H.B., et al. (2021) Multilayer Information Spillover Networks Analysis of China's Financial Institutions Based on Variance Decompositions. *International Review of Economics & Finance*, **73**, 325-347. <https://doi.org/10.1016/j.iref.2021.01.005>
- [21] Bravo-Benitez, B., Alexandrova-Kabadjova, B. and Martinez-Jaramillo, S. (2016) Centrality Measurement of the Mexican Large Value Payments System from the Perspective of Multiplex Networks. *Computational Economics*, **47**, 19-47. <https://doi.org/10.1007/s10614-014-9477-0>
- [22] 魏华. 我国银企间多层金融网络模型研究[D]: [硕士学位论文]. 南京: 南京师范大学, 2019.
- [23] Battiston, F., Nicosia, V. and Latora, V. (2014) Structural Measures for Multiplex Networks. *Physical Review E*, **89**, Article ID: 032804. <https://doi.org/10.1103/PhysRevE.89.032804>
- [24] Li, X., Ng, M.K. and Ye, Y. (2012) HAR: Hub, Authority and Relevance Scores in Multi-Relational Data for Query Search. *Proceedings of the 2012 SIAM International Conference on Data Mining*, 141-152. <https://doi.org/10.1137/1.9781611972825.13>
- [25] Wang, D., Wang, H. and Zou, X. (2017) Identifying Key Nodes in Multilayer Networks Based on Tensor Decomposition. *Chaos: An Interdisciplinary Journal of Nonlinear Science*, **27**, Article ID: 063108. <https://doi.org/10.1063/1.4985185>
- [26] Halu, A., Mondragón, R.J., Panzarasa, P., et al. (2013) Multiplex Pagerank. *PLOS ONE*, **8**, e78293.

<https://doi.org/10.1371/journal.pone.0078293>

- [27] Seth, A. (2007) Granger Causality. *Scholarpedia*, **2**, 1667. <https://doi.org/10.4249/scholarpedia.1667>
- [28] Aldasoro, I. and Alves, I. (2018) Multiplex Interbank Networks and Systemic Importance: An Application to European Data. *Journal of Financial Stability*, **35**, 17-37. <https://doi.org/10.1016/j.jfs.2016.12.008>