
股市行业板块联动性分析——基于复杂网络和 DCC-MIDAS 模型^{①②}

马知仁 宋玉平^③
(上海师范大学 商学院, 上海 200234)

摘要: 本文结合收益率联动网络以及最小生成树的行业定性分析以及网络中心性的行业定量分析, 选取以化工、轻工制造和食品饮料为代表的第二产业以及以银行、房地产和非银金融为代表的第三产业两大行业组, 运用复杂网络模型与 DCC-MIDAS 模型进行联动性实证分析。研究发现: 1) 我国股市行业之间普遍存在联动效应, 不同年份的不同行业网络联动效应不同; 2) 中心性近似的行业其各自之间的长短期时变相关性均维持在较高水平, 并且分别对组内另一行业具有较为一致的时变趋势; 3) 时变联动性分析说明金融服务业间较之工业制造业间的联动关系将进一步增强。本文对复杂网络筛选得到的行业进行长短期联动性分析, 有助于分析行业之间的长短期时变信息, 进一步发掘新联动性行业与行业组, 以及从不同效用期限出发制定相应的行业政策。

关键词: 行业板块联动; 收益率联动网络; 最小生成树; 中心性分析; DCC-MIDAS
中图分类号: F224, F832.5 **文献标识码:** A **文章编号:**

① [投稿日期]: 2022-05-06; [修回日期]: 2022-08-19

② [基金项目] 国家自然科学基金项目“非平稳高频金融数据的大样本性质及应用”(批准号 11901397)

③ [作者简介] 作者马知仁, 男, 1997-, 数量经济学专业硕士研究生, 上海师范大学商学院; 研究领域: 数量经济; 电子邮箱: mazhirenshnu@163.com; 联系电话: 18856966732; 邮政编码: 200234; 通讯地址: 上海市徐汇区桂林路 100 号商学院。感谢匿名评审专家和编辑部的宝贵意见, 文责自负。

通讯作者宋玉平*, 男, 1986-, 数理统计博士, 上海师范大学商学院副教授, 研究生导师; 研究领域: 金融大数据分析。电子邮箱: songyuping@shnu.edu.cn; 联系电话: 13816246693; 邮政编码: 200030; 通讯地址: 上海市徐汇区桂林路 100 号六教 404 室。感谢匿名评审专家和编辑部的宝贵意见, 文责自负。

一、引言

股票市场作为最重要的金融市场，其变化波动一直是投资者关注与议论的热点(鲁旭等, 2012)^[1]。而随着资本市场一体化进程的演进，各行业板块股指之间相应的联动变化也更为紧密。板块联动是指同一类型的股票同涨同跌的现象。在资本市场中，行业之间通过错综复杂的产业链进行集群，通过上下游关系彼此相依，产生联动关系。在 2008 年金融危机的雷曼兄弟投资银行破产事件中，众多行业因此受到了联动性影响波及，不仅给股东带来了巨大损失，而且引发了进一步的“金融海啸”，给资本市场带来了巨大冲击；2013 年的“钱荒”导致货币市场资金趋紧，借贷成本过高，直接导致众多企业因融资困难产生资金链断裂以至沦落破产；而 2015 年的“股灾”事件更是从资本市场各行业之间的普遍受挫反映出行业板块内部的相依联动关系。通过对板块股指的联动性进行分析，不仅可以探索板块间相互关联的动态影响，分析其内在关联关系，而且可以通过联动性结果反映行业动态，及时发现市场风险，减少投资损失。

1936 年，里昂惕夫引进了企业的投入产出分析，这一分析范式表明企业之间存在生产要素与生产产出的相互关联。无论从上游-中游-下游关联以及同侧-旁侧-前向-后向的产业链线性关联的角度，还是从中心-边缘分析以及集聚-发散分析的辐射关联的角度，都表明行业之间存在着联动性效应。这种联动性效应会随着时空的推移发生演变，如服务业(王许亮等, 2018)^[2]与制造业(刘明等, 2020)^[3]的行业间的格局演化。一些学者认为，行业之间存在波动相关性，这一相关性可以有效反映市场之间的联动关系(徐晓光等, 2017)^[4]，如金融行业间存在正向性与非对称性的系统性风险溢出效应(陈建青等, 2015)^[5]。在波动相关性分析的基础上，可以利用波动率结果进行进一步分析，得到行业的联动相关性，进行行业联动性分析。

联动性分析包括静态分析与动态分析。静态分析中的网络分析方法(Network Analysis Method)作为分析板块联动的方法之一，首先起源于物理学概念(Watts, D. et al.)^[6]，后引入经济统计领域后被广泛应用于各类经济问题的应用分析之中，在成分股价格关联性(Kim H. et al., 2002)^[7]、金融市场关联性(Boginski V. et al., 2005; Aste T. et al., 2010)^[8-9]以及国际贸易等方面(Schiavo S. et al., 2010; Cassi L. et al., 2012)^[10-11]取得了相应的研究成果。在对金融时间序列的建模分析等方面，复杂网络提供了相对于传统计量而言更加全局性的分析方法，如通过复杂网络图分析股票的指标如收益率、成交量和市盈率的关联性(张来军等, 2014)^[12]，从股市的时空双维角度分析各自的网络分形特征(庄新田等, 2015)^[13]，以及以金融机构为载体，对其系统重要性以及系统性风险传染进行复杂网络建构分析等(欧阳红兵等, 2015)^[14]，利用复杂网络的多维角度与非线性关联优势对金融时间序列进行联动分析。

但是，复杂网络的基础依然源自静态关联性，动态时变的关联分析却未能考虑。DCC-GARCH(Dynamic Conditional Correlation GARCH)模型进一步加工 GARCH 波动率的预测结果，得到不同序列间的时变动态相关系数，为分解时间序列之间相关关系提供了关键方法(Engel, R., 2002)^[15]。在 Ghysels 等人(2004)^[16]提出在数据不同频下的混频数据抽样(Mixed Data Sampling, MIDAS)模型后，许多学者在此基础上进行了模型的逐步拓展，其中，Engle 等人(2008)^[17]将 GARCH 模型引入混频分析框架构建的 GARCH-MIDAS 模型可以在原有 GARCH 模型基础上分解出原序列长短期波动率，并且可以引入与原序列不同频的宏观经济变量如 GDP、PPI 与 CPI 等进行长短期波动率估计。基于 DCC-GARCH 与 GARCH-MIDAS 的 DCC-MIDAS 模型则不仅可以反映各序列间的条件时变相关关系，而且可以生成序列间长短期的时变相关系数，可以更加全面的对序列间相关关系的时限结构进行解释(Colacito, R. et al., 2011)^[18]。

在现有的研究中，DCC-MIDAS 模型在流行病学(Julien C., 2020)^[19]，宏观经济基本面(Yuhang Z. et al, 2020)^[20]等方面均得到了相关应用。除了上述内容外，目前关于 DCC-MIDAS 模型，较为普遍的研究内容为资本市场间的联动性分析。

在债市、股市联动性分析中，Virk 等人(2017)^[21]以 7 个欧洲主要资本市场为例，选取德国股市作为基准标的分析各股市之间的整合性与联动性；Fang 等人(2018)^[22]分析了投资者情绪关于股-债市场长期相关性的影响，发现投资者情绪指标对后者具有显著正向影响，且包含其指标的资产组合配置效果得到了明显的改善；Mobarek 等人(2016)^[23]将发展中国家与发达国家进行组合配对，分别研究各自在危机期与非危机期背景下的股市联动性，同时研究了其传导机制。在汇率、原油及资产联动性分析中，Yang 等人(2018)^[24]首先采用 DCC-MIDAS 方法提取原油价格与汇率的长期动态相关系数，然后利用面板回归模型研究决定该动态相关系数的因素；Conrad 等人(2014)^[25]利用改进的 DCC-MIDAS 模型，将宏观经济因子引入股市-油价相关关系变动的动态相关分析中；Liu 等人(2019)^[26]通过 DCC-MIDAS 模型分析了日元(JPY)、加元(CAD)与挪威克朗(NOK)三种不同货币之间的长短期动态相关性，发现 JPY 与 CAD 的波动性会显著影响 NOK 的变动。

在现有的联动性分析中，金融市场的联动性分析分布较广，主要涉及银行、股市、债市、汇率市场与期货市场等，在股市联动分析中，大多文献的联动性研究对象多集中于上证、沪深指数等大盘指数，而在细分行业的联动性分析中研究较少；而在新近的研究中，相关学者利用 DCC-GARCH 模型分析全球股市联动性的“涟漪效应”，却未能考虑到相关系数的长短期影响(朱小能等, 2021)^[27]。综上，本文以网络分析中的复杂网络为基础，选取 27 个申万一级行业指数进行联动性分析，通过构建行业收益率联动网络、最小生成树等网络模型，分析各行业在网络中的层次架构，从中选出较为重要、对其他行业具有显著关联性

且在网络模型中具有一定影响力的行业组，进一步通过构建 DCC-MIDAS 模型研究不同行业的长短期时变相关性，并对其进行经济分析。

本文的边际贡献主要有以下几点。1) 以股市一级行业作为研究对象，收益率联动网络与最小生成树提供了定性分析，中心性测度提供了定量分析，结合定性分析与定量分析筛选联动性行业组，最后利用 DCC-MIDAS 模型分解出行业组之间的长短期时变相关系数，对行业组进行混频联动分析，提供了研究行业间联动关系的一种新思路。2) DCC-MIDAS 模型结合了时变相关性与长短期混频两大特点，在研究行业组序列之间的时变联动关系时得到其长短期时变相关系数，突破了现有文献单一频率分析的局限，有助于从不同时限频率角度分析其相互之间的联动性关系。3) 本文创造性地将复杂网络分析与 DCC-MIDAS 的长短期联动性分析进行结合，在对股市细分行业进行网络分析的基础上，筛选提取出网络拓扑指标显著、关联性较强的行业节点作为联动行业节点，再运用 DCC-MIDAS 进一步探究所取节点之间进一步的长短期联动关系，从混频的角度更加深入地分析股市行业节点间的联动效应。

本文的其他部分安排如下。第二部分为研究设计，对收益率联动网络模型、最小生成树模型以及 DCC-MIDAS 模型进行说明，同时对本文所选样本数据进行说明分析；第三部分为行业复杂网络的静态联动性分析，通过构建复杂网络生成收益率联动网络关系图以及最小生成树，结合网络中心性测度情况，从中选出联动性显著的行业组；第四部分为行业 DCC-MIDAS 动态联动性分析，将前述复杂网络得到的行业组代入 DCC-MIDAS 框架中进行行业联动性分析，通过各自配对之后的长短期动态条件相关性分析其长短期联动性，并结合相应事件进行解释；第五部分为结论与建议，对实证结果进行总结，提出相关政策建议。

二、研究设计

(一) 收益率联动网络模型

复杂网络模型最早应用于物理学、互联网及通信运输等研究方面，当 2008 年金融危机爆发时，部分学者对传统经济学研究范式提出质疑，指出“经典的金融理论无法预测经济危机的产生，其应对措施也不尽人意”(Bouchaud, 2008)，这预示着一场金融革命的到来。

在复杂网络向经济学框架过渡的过程中，逐渐衍生出了诸多理论方法，如阈值网络以及最小生成树等，可以对网络进行可视化。其中，收益率联动网络作为复杂网络的一种，常用于对股票市场进行建模分析，其基本模型构建如下所示。

在对股票市场进行建模分析时，往往使用股指的对数差分收益率进行分析，即

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

其中 $R_i(t)$ 为第 i 支股票在 t 时期的收益率， $I_i(t)$ 和 $I_i(t-1)$ 分别为第 i 支股票在 t 时期以及 $t-1$ 期的收盘价。接下来构造股票 i 和 j 的相关系数 C_{ij} ，即

$$C_{ij} = \frac{E(R_i R_j) - E(R_i)E(R_j)}{\sqrt{\text{Var}(R_i)\text{Var}(R_j)}}, \quad (2)$$

其中 $E(R)$ 为股票期望对数差分收益率， $\text{Var}(R)$ 为股票对数差分收益率方差，即

$$E(R_i) = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n R_i(t), \quad (3)$$

$$\text{Var}(R_i) = \frac{1}{n-1} \sum_{t=1}^n (R_i(t) - E(R_i))^2, \quad (4)$$

这里根据相关系数公式生成 $N \times N$ 阶相关系数矩阵 $(C_{ij})_{N \times N}$ ，反映了股指间的静态相关性。但是初始构建的相关矩阵为全连接矩阵，即任意两变量之间均存在相关性关系，存在大量噪声以及干扰因素，不利于后续分析。所以接下来在进一步的收益率联动网络构建中，采用阈值法构建网络，将相关系数超过所设阈值的点位设为 1，否则设为 0，生成 0-1 邻接矩阵 $(C'_{ij})_{N \times N}$ ，再通过邻接矩阵构建收益率联动网络。在构建复杂网络时设定网络阈值为全局平均值 θ ，其中 $\theta = \text{mean}_{j=1,2,\dots,N} \left[\text{mean}_{i=1,2,\dots,N} (C_{ij})_{N \times N} \right]$ 。邻接矩阵构建如下所示：

$$C'_{ij} = \begin{cases} 1, & C_{ij} > \theta \\ 0, & C_{ij} \leq \theta \end{cases}, \quad (5)$$

在最终构建的收益率联动网络中，每个行业当做一个节点，只有当两行业之间的相关系数超过阈值 θ 时，就认为两行业之间存在一无方向的边，否则认为两行业间不存在行业相关性。

(二) 最小生成树模型

由于部分行业股指相关性相关性较低，导致收益率联动网络中存在距离较远的冗余边，因此常用最小生成树法(Minimum Spanning Tree, MST)对网络进行过滤，形成行业联动关联网络，已实现在最小的结构上对网络进行最大程度上的有效信息表达。

本文选用 MST-Kruskal 算法构建最小生成树网络，具体步骤如下所示。

第一步，将收益率联动网络用到的相关系数矩阵 $(C_{ij})_{N \times N}$ 转为距离矩阵 $(D_{ij})_{N \times N}$ ：

$$D_{ij} = \sqrt{2(1 - C_{ij}^t)}, \quad (6)$$

第二步，将每一只行业看做一颗孤立的树，对所有树的最小生成树的权重代价也即相邻两棵树的连边距离进行低到高排序；

第三步，按权值大小进行选边，将率先相邻的两棵树进行连接也即代价最小的两支行业进行连边，构成第一棵生成树；

第四步，重复第三步，直到所有顶点都在一棵树内或者有 $n-1$ 条边相连。

(三) DCC-MIDAS 模型

1. GARCH-MIDAS 模型设定

DCC-MIDAS 模型的估计分两步进行。第一步估计 GARCH-MIDAS 模型。设 $r_t = [r_{1,t}, r_{2,t}, \dots, r_{n,t}]'$ 为包含 n 种资产的收益率向量，其中 $r_t | \Phi_{t-1} \sim N(\mu, H)$ ， $H_t = D_t R_t D_t$ ， $r_{i,t}$ 为第 t 期第 i 日的对数收益率， t 为固定窗宽(月度、季度或者年度)。收益率 $r_{i,t}$ 可以写为

$$r_{i,t} = \mu + \sqrt{\tau_t} g_{i,t} \varepsilon_{i,t}, \quad (7)$$

其中，波动率包含长期和短期两期成分，长期成分为 τ_t ，短期成分为 $g_{i,t}$ ， $\varepsilon_{i,t} | \Phi_{i-1,t} \sim N(0,1)$ ， $\Phi_{i-1,t}$ 是第 t 期第 $i-1$ 日之前的信息集。假设短期成分 $g_{i,t}$ 服从 GARCH(1,1)过程：

$$g_{i,t} = (1 - \alpha - \beta) + \alpha \frac{(r_{i-1,t} - \mu)^2}{\tau_t} + \beta g_{i-1,t}, \quad (8)$$

通过平滑已实现波动率设定长期波动成分的形式：

$$\tau_t = m + \theta \sum_{k=1}^K \varphi(w_1, w_2) RV_{t-k}, \quad (9)$$

其中 $RV_t = \sum_{i=1}^{N_t} r_{i,t}^2$ ， $\varphi(w_1, w_2)$ 为权重函数，可分为阿尔蒙权重函数(Almon)、指数权重函数(Exponential)以及贝塔权重函数(Beta)等。本文选用贝塔权重函数(Beta Weighted Function)进行混频加权构建：

$$\varphi_k(w_1, w_2) = \frac{\left(\frac{k}{K}\right)^{w_1-1} \left(1 - \left(\frac{k}{K}\right)\right)^{w_2-1}}{\sum_{j=1}^K \left(\frac{k}{K}\right)^{w_1-1} \left(1 - \left(\frac{k}{K}\right)\right)^{w_2-1}}. \quad (10)$$

2. DCC-MIDAS 模型设定

第二步估计 DCC-MIDAS 模型。DCC-MIDAS 模型不仅能够刻画每个行业的混频成分波动，还能分析多个行业间的波动率成分条件动态相关性，可将时变相关关系分解为长期相关性与短期相关性。参照 Colacito et al.(2011)的做法，收益率时间序列 i 与 j 的短期相关系数 $q_{i,j,t}$ 具有类似 GARCH(1,1)的动态性，公式为：

$$q_{i,j,t} = \bar{\rho}_{i,j,t} (1 - a - b) + a\xi_{i,t-1}\xi_{j,t-1} + bq_{i,j,t-1}, \quad (11)$$

其中， $\xi_{i,t-1}$ 与 $\xi_{j,t-1}$ 分别为两个收益率序列的 GARCH-MIDAS 模型的标准化残差。长期相关系数 $\bar{\rho}_{i,j,t}$ 为：

$$\bar{\rho}_{i,j,t} = \sum_{k=1}^K \varphi_k(w_1, w_2) C_{i,j,t-1}, \quad (12)$$

其中， $C_{i,j,t-1}$ 为样本相关阵：

$$C_{i,j,t} = \frac{\sum_{k=t-N_t^{i,j}}^t \xi_{i,k} \xi_{j,k}}{\sqrt{\sum_{k=t-N_t^{i,j}}^t \xi_{i,k}^2} \sqrt{\sum_{k=t-N_t^{i,j}}^t \xi_{j,k}^2}}, \quad (13)$$

为了讨论相关阵的正则条件，一般取标准化结果：

$$\rho_{i,j,t} = \frac{q_{i,j,t}}{\sqrt{q_{i,i,t}} \sqrt{q_{j,j,t}}}. \quad (14)$$

(四) 数据来源

本文所取数据为 2014 年——2021 年申万一级行业指数日收盘价，根据其划分标准，一级行业指数包括农林牧渔(NLMY)、采掘(CJ)、化工(HG)、钢铁(GT)、有色金属(YSJS)、电子(DZ)、家用电器(JYDQ)、食品饮料(SPYL)、纺织服装(FZfz)、轻工制造(QGZZ)、医药生物(YYSW)、公用事业(GYSY)、交通运输(JTYS)、房地产(FDC)、商业贸易(SYMY)、休闲服务(XXFW)、综合、建筑材料(JZCL)、建筑装饰(JZZS)、电气设备(DQSB)、国防军工

(GFJG)、计算机(JXJ)、传媒(CM)、通信(TX)、银行(YH)、非银金融(FYJY)、汽车(QC)、机械设备(JXSB)共计 28 个行业指数^[4]，其中综合(801230)行业涉及行业较为复杂，故本文将对其进行剔除，以剩余 27 个行业为基础进行分析。数据来自同花顺 iFinD 金融数据库，相关的数据软件为 Python 3.9、Matlab 2020b 与 UCINET 6.0。为了简洁起见，描述统计只展示各行业对数收益率的相关系数。各行业的相关系数热力图如下所示。

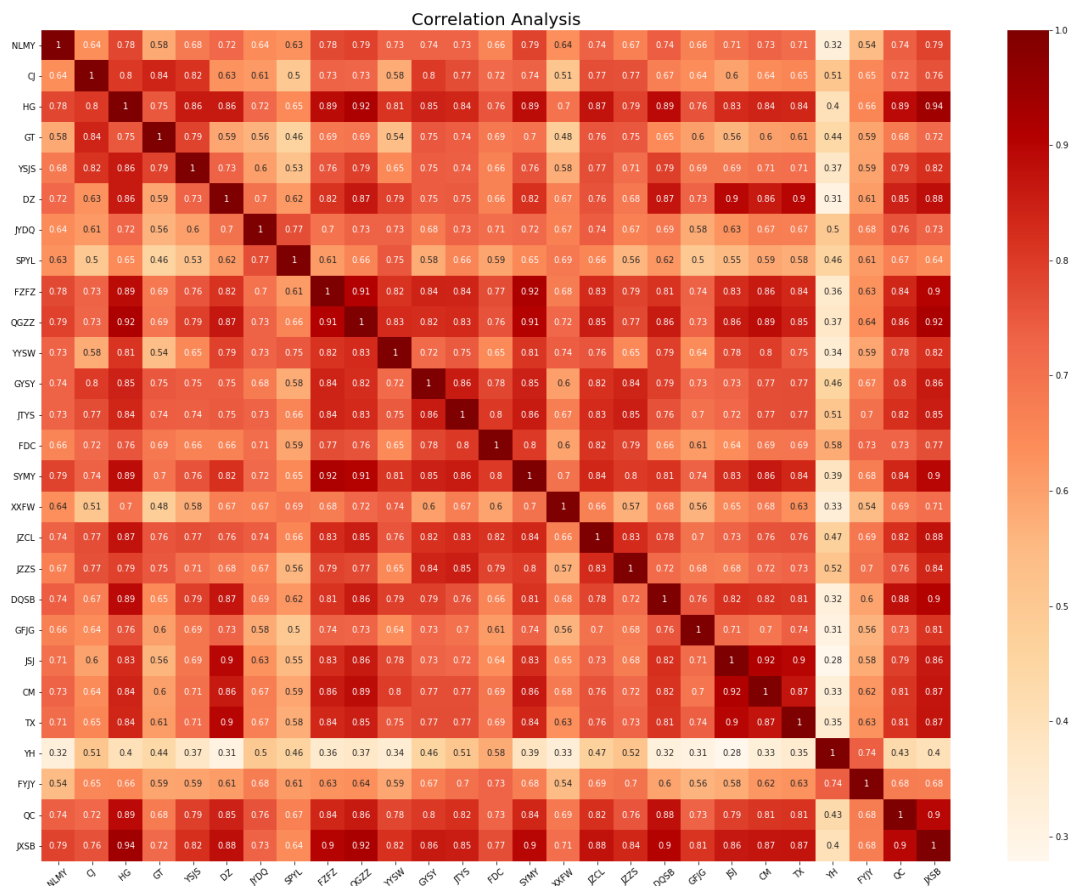


图 1 行业相关系数热力图

在上述热力图中，颜色越深表明两个行业间的收益率相关系数越大，行业相关性越强。从图中可以看到，所有行业的相关系数均为正，且大多数行业之间的相关系数均在 0.7 之上，说明行业间存在较强的相关关系，联动性明显；值得注意的是，银行(YH)与非银金融(FYJY)两大金融中介行业彼此之间的相关性相对各自的其他行业而言最高，达到了 0.74，但是各自对于其他行业的相关性水平则较低，相比之下银行的“离群性”更为明显，其与其他行业的相关系数大致都在 0.5 以下，较为孤立。以上将在后续的分析中进一步说明。

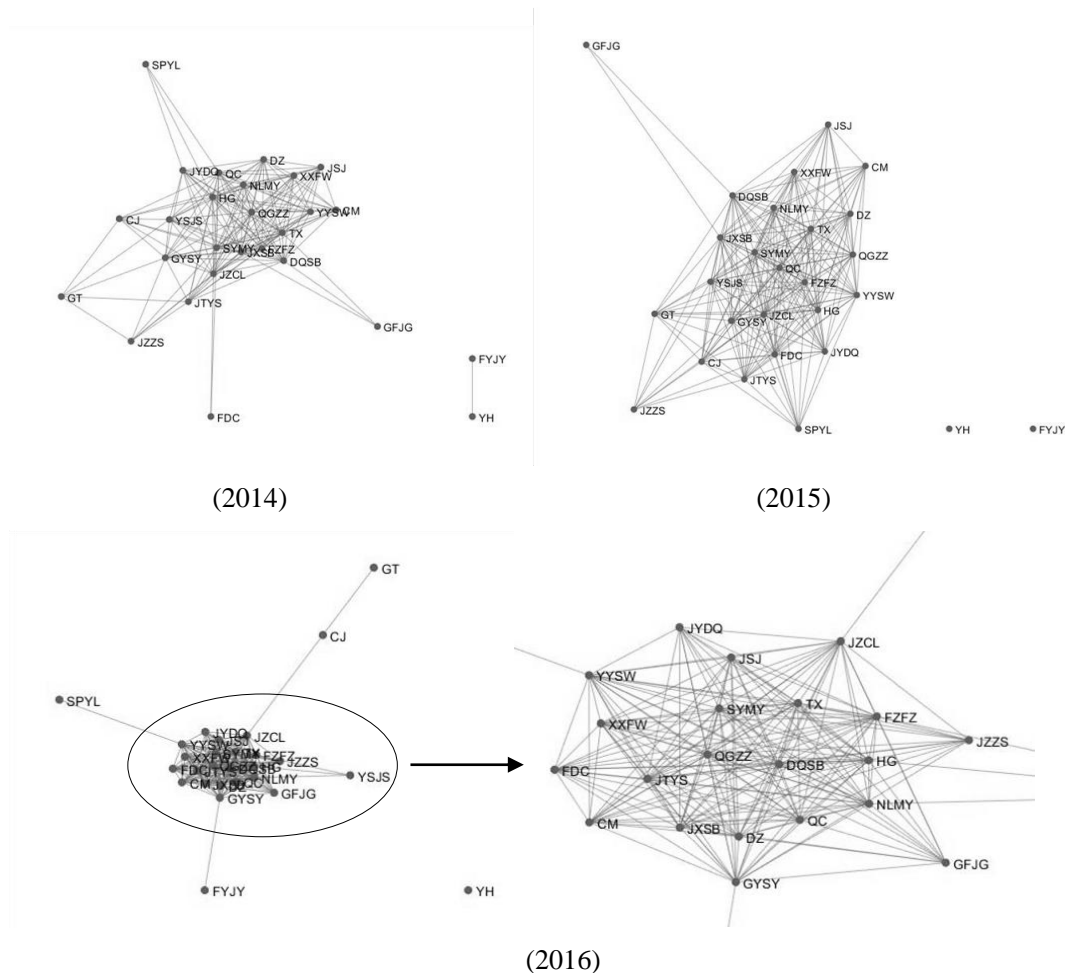
[4]为了复杂网络简洁展示起见，括号内为各行业首字母缩写。

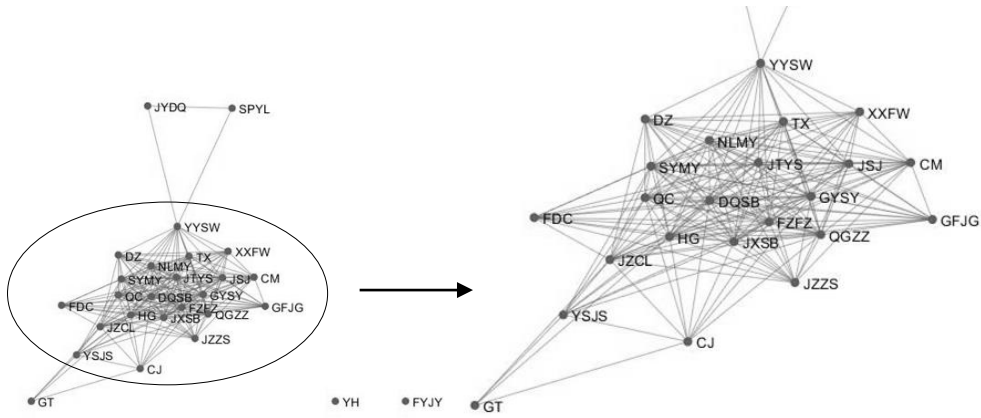
三、行业复杂网络静态联动性分析

收益率联动网络可以对行业的静态关联性进行网络可视化分析，研究网络间的静态关联情况；最小生成树可以清晰地展示行业之间的聚集情况，有利于判断互相关联的行业组，缩小分析范围，提高分析效率；中心性分析则通过统计测度的方式对行业之间进行定量分析，从而直观筛选所需行业。

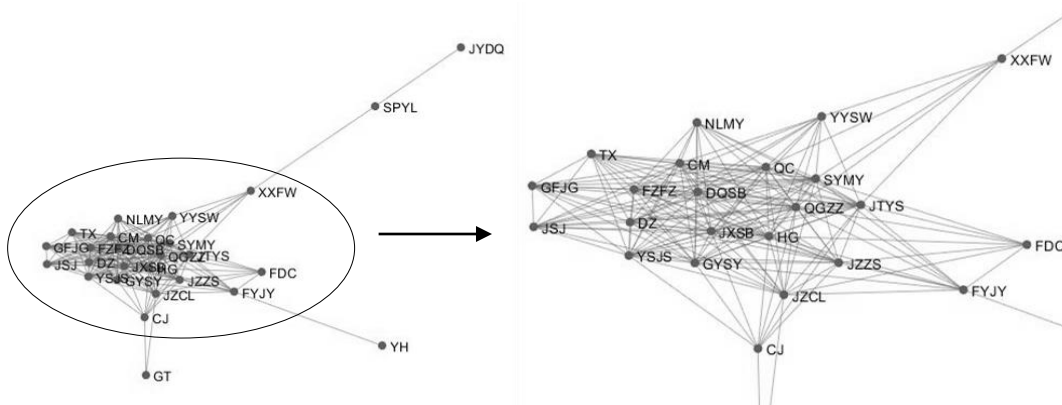
(一) 收益率联动网络构建

本文选取行业股指作为原始指标，对股指进行对数化处理，得到各行业股指的对数收益率，进而利用各行业对数收益率的皮尔逊相关系数构建每年的无向网络，研究其各自的联动特性。在阈值网络的构建中，本文选用各行业对数收益率相关系数的均值作为阈值构建邻接权重矩阵，生成各年度静态相关系数收益率联动网络，结果如下图所示。

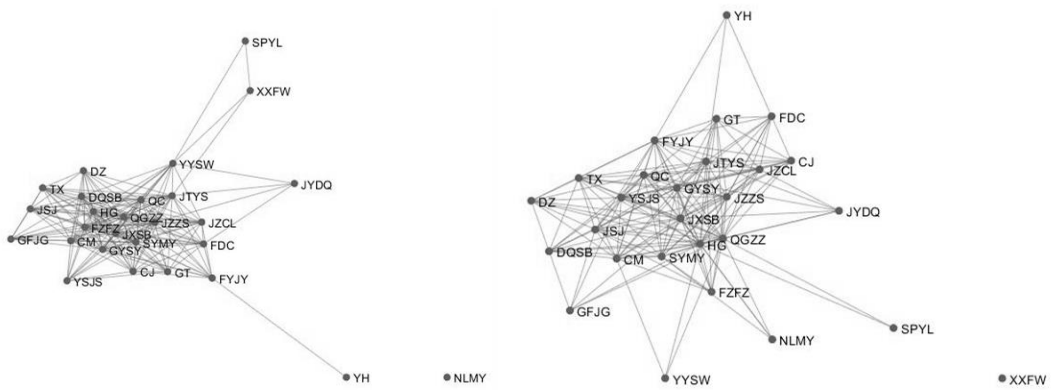




(2017)

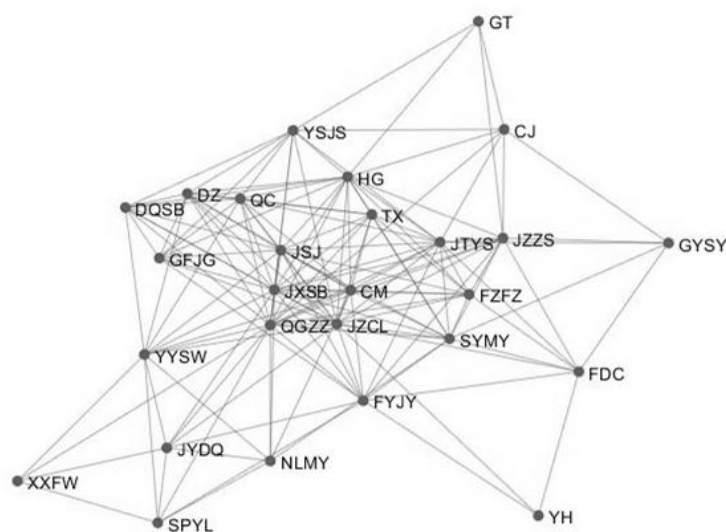


(2018)



(2019)

(2020)



(2021)

图 2 行业板块分年度收益率联动网络分析

首先，从整体来看，各行业股指对数收益率联动均较为显著，说明行业间相互关联、互相影响。

其次从个体来看，在 2014 年至 2017 年间，银行与非银金融行业几乎处于孤立的“孤点”状态，各自之间的关联性也不够显著，2018 年开始银行业才逐步以非银金融为接入点加入联动网络，并于 2021 年与非银金融、房地产与建筑材料三大行业建立超过均值关联度的联动性关系，说明我国的银行业与非银金融业整体逐年较为稳定，即使在金融市场波动剧烈的年份(如 2015 年和 2018 年)，两大行业相对整体网络的联动性也并未产生显著变化，表明我国的投融资环境运行平稳，系统性风险程度较低，银行业抗外界市场干扰能力较强。从网络内部来看，可以发现，对于第一产业(一产)的农林牧渔行业而言，其在 2017 年前基本位于网络中心部位，但是从 2018 年开始，其边缘化程度开始显著提高，甚至在 2019 年时出现了“孤点”状态即与任意行业的相关性均未达到行业相关性平均水平，表明一产的收益关联度在逐渐下降，其作为网络联动中心之一的地位正在逐步被其他行业取代；对于二产的化工、轻工制造、电气设备以及机械设备等行业，在样本初期即 2014 到 2015 年时仍处于边缘状态，但是自 2016 年开始逐渐取代传统的一产等传统行业，逐步占据了网络的中心地位，并对其他行业产生显著的辐射效应，说明我国的重化工业与其他行业之间的联动性在逐渐增强，在国民经济中占据着及其重要的地位。

相对于收益率联动网络的构建分析，最小生成树法可以更加直观分析各行业间的聚集关系，进而分析各自的联动性规律。

(二) 最小生成树构建

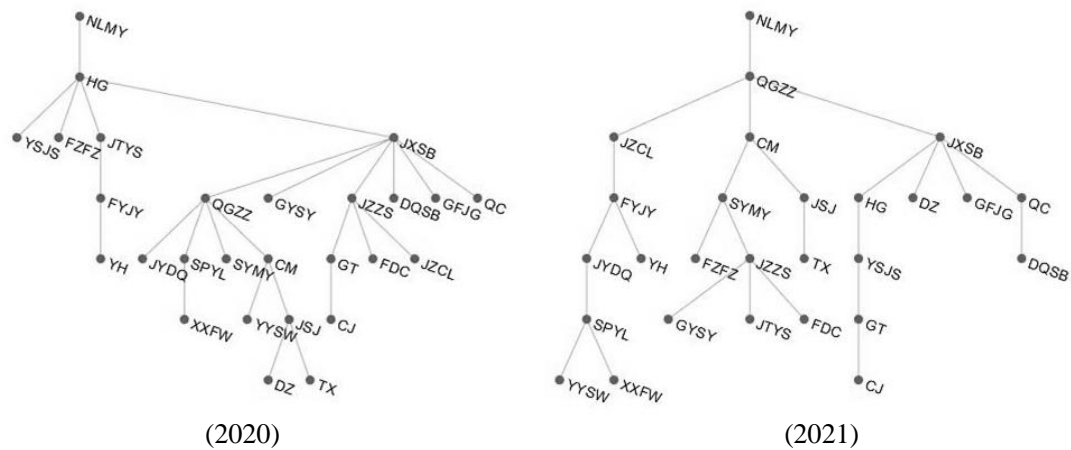


图 3 行业板块分年度(2014-2021)最小生成树网络分析

首先，各个最小生成树的根节点均为农林牧渔行业，表明了其作为第一产业的行业基础性作用。其次，在该根节点下的各子节点基本为化工、电气设备以及轻工制造等第二产业，少数年份为第三产业中的商业贸易(2018)，说明一二产之间存在显著的关联性现象，二者共同作为其他行业的联动基础发生联动影响。

就经济现实而言，最小生成树拟合结果较为符合实际情况，也即与某一行业联动性最为密切的行业组一般为该行业的上下游行业，这为进一步的各行业联动性分析提供了理论基础与现实依据。

通过上述对行业收益率联动性网络以及最小生成树构建的分析，可以看到在行业间存在普遍关联的同时，整体行业的关联性状况变动以及分行业中心化及边缘化现象均存在异质性发展过程。但是无论是联动性网络还是最小生成树，都是基于网络图形的定性分析，还需通过测算网络中心性进行定量分析，从中找出具体的关联行业组。

(三) 中心性分析

样本期(2014年——2021年)内行业网络各年份中心势指标测度结果如下表所示。

表 1 行业网络各年份中心势测度值

Year	Degree	Closeness	Betweenness	Eigenvector
2014	33.38	40.79	5.03	16.20
2015	30.46	37.12	5.18	10.77
2016	26.92	33.35	13.36	11.96
2017	31.69	39.73	12.66	13.71
2018	35.08	40.40	12.34	16.02
2019	32.62	38.22	8.14	31.82
2020	47.69	51.05	10.09	19.73
2021	40.46	41.49	11.92	22.59

注：不同中心度单位为百分比(%)。

从中心势结果可以看到，在样本期内，度数中心势与接近中心势最大年份均为 2020 年，分别为 47.69 与 51.05，说明在 2020 年行业联动网络具有最大的关联交互程度与行业接近程度；中介中心势最大年份为 2016 年，为 13.36，说明在 2016 年行业间的中介效应最为明显；特征向量中心势最大年份为 2019 年，说明在 2019 年行业间与“大牛”行业(关联度较强行业)相关联的行业较多，高低联动行业关联明显。

样本期(2014 年——2021 年)内各行业中心度指标测度结果如下表所示。

表 2 各行业网络中心度测度值

	Degree	Rank	Closeness	Rank	Betweenness	Rank	Eigenvector	Rank
农林牧渔	50	16	61.905	17	0.038	21	25.777	16
采掘	46.154	19	59.091	20	0.279	19	22.289	19
化工	80.769	2	81.25	2	3.398	7	35.803	2
钢铁	26.923	22	52	23	0.028	23	12.417	22
有色金属	50	16	60.465	19	0.435	18	24.463	17
电子	65.385	10	68.421	10	0.5	15	31.439	10
家用电器	26.923	22	54.167	22	1.736	13	12.273	23
食品饮料	7.692	24	41.935	25	0	24	2.372	25
纺织服装	76.923	7	78.788	7	2.199	11	35.114	7
轻工制造	84.615	1	83.871	1	8.204	3	36.004	1
医药生物	65.385	10	68.421	10	8.404	2	28.09	14
公用事业	76.923	7	76.471	9	2.749	10	34.244	9
交通运输	80.769	2	81.25	2	4.04	5	35.373	5
房地产	42.308	20	61.905	17	14.769	1	20.191	20
商业贸易	76.923	7	78.788	7	2.199	11	35.114	7
休闲服务	7.692	24	48.148	24	0	24	3.767	24
建筑材料	80.769	2	81.25	2	4.04	5	35.373	5
建筑装饰	50	16	63.415	15	0.712	14	23.715	18
电气设备	65.385	10	68.421	10	0.5	15	31.439	10
国防军工	38.462	21	56.522	21	0	24	20.026	21
计算机	53.846	15	63.415	15	0.038	21	27.538	15
传媒	57.692	14	65	14	0.086	20	28.969	13
通信	61.538	13	66.667	13	0.439	17	29.966	12
银行	3.846	27	28.889	27	0	24	0.07	27
非银金融	7.692	24	40	26	7.692	4	1.191	26
汽车	80.769	2	81.25	2	3.373	8	35.795	3
机械设备	80.769	2	81.25	2	3.373	8	35.795	3

从中心度结果可以看到，排名靠前的行业主要有轻工制造，化工，汽车，建筑设备，机械设备等工业类行业，其各自的中心度指标均较高，说明上述行业在整体网络中具有较为重要的地位。食品饮料行业在网络中所占地位表现一般，但是其与轻工制造和化工行业之间就上下游企业而言具有较为密切的关系，故本文将化工-轻工制造-食品饮料三大行业作为整体进行联动分析。一般而言，各中心度指标一般是高度相关的。但是值得注意的是，房地产行业的度数中心度、接近中心度与特征向量中心度排名均较为靠后，分别在 28 个行业组中位列 20、17 与 20 位，但是其中介中心度排名第 1，也即房地产行业承载着最大程度的中介功能，具有“孤位垄断”性；非银金融行业与房地产行业类似，具有同样的三高—低现象，而与之功能类似的银行行业的各项指标均较为靠后，通过对比发现在收益率静态网络的邻接矩阵中，非银金融与房地产具有 1 邻接关系，而银行却与房地产具有 0 邻接关

系，仅此一项差异便使得二者在中介中心度排名方面发生分歧，基于此，本文将银行-房地产-非银金融三大行业作为整体进行联动分析。

综上，在结合收益率联动网络与最小生成树的定性分析以及网络中心性测算的定量分析之后，本文选取化工-轻工制造-食品饮料行业组以及银行-房地产-非银金融行业组，进行DCC-MIDAS的行业长短期时变相关性联动分析。

四、行业 DCC-MIDAS 动态联动性分析

(一) 化工-轻工制造-食品饮料 DCC-MIDAS 分析

由复杂网络分析结果可知，化工(801030)在行业联动中的主导作用在许多年份中较为明显，中心度结果分析证实了这一结论。考虑到其作为第二产业的行业代表，下面分别从一二产业与二三产业的角度出发分析化工与其他行业的联动性影响。

下图展示了三个行业的内在联动关系，可以看到轻工两行业间以原料为桥梁建立联动关系，为一级原料联动，而食品与轻化工的联动则建立在食品饮料等产成品的基础上，为二级加工品以及三级产成品联动，进一步可以发现，化工行业为食品饮料行业提供了基础化工类产品，而轻工制造则多为二级加工品之上三级的制造品，故化工与食品饮料之间应为二级联动，而轻工制造与饮料之间应为三级联动。

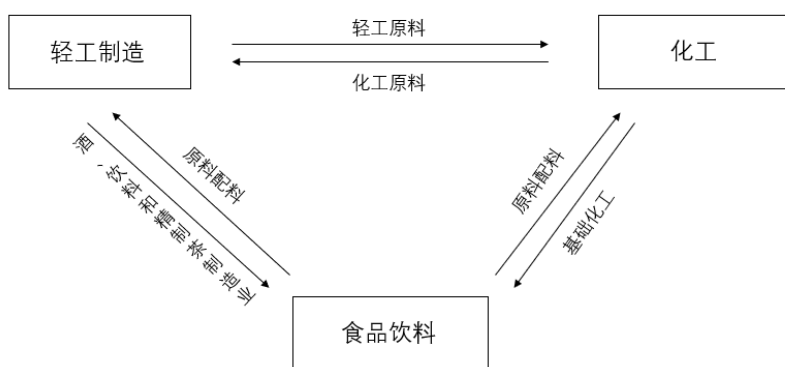


图 4 三大行业联动关系示意图

在化工对三产的影响中，此处选取食品饮料(801120)作为三产代表行业进行分析。考虑到化工行业的中介作用，引入轻工制造(801140)作为二产的参考行业一并进行联动性分析，结果如下。

表 3 食品饮料-化工-轻工制造 DCC-MIDAS 估计结果

	μ	α	β	θ	w	m
食品饮料	0.067613	0.10451	0.85161	0.19339	1.9776	0.87189
化工	0.041808	0.094062	0.86639	0.15939	2.6569	1.1798

轻工制造	0.012032	0.098545	0.86292	0.1644	2.6062	1.1512
DCC-MIDAS	a	b	w			
	0.05318	0.91727	2.1553			

由上表估计结果可知，a 值为 0.05318，说明行业对信息的敏感性较低，b 值为 0.91727，说明行业自身记忆性对于波动率贡献更大；a+b 值为 0.9705，接近 1，说明行业的波动性会持续发展，也说明模型拟合效果较好，行业联动显著。

三个行业的 DCC-MIDAS 估计结果如下图所示。

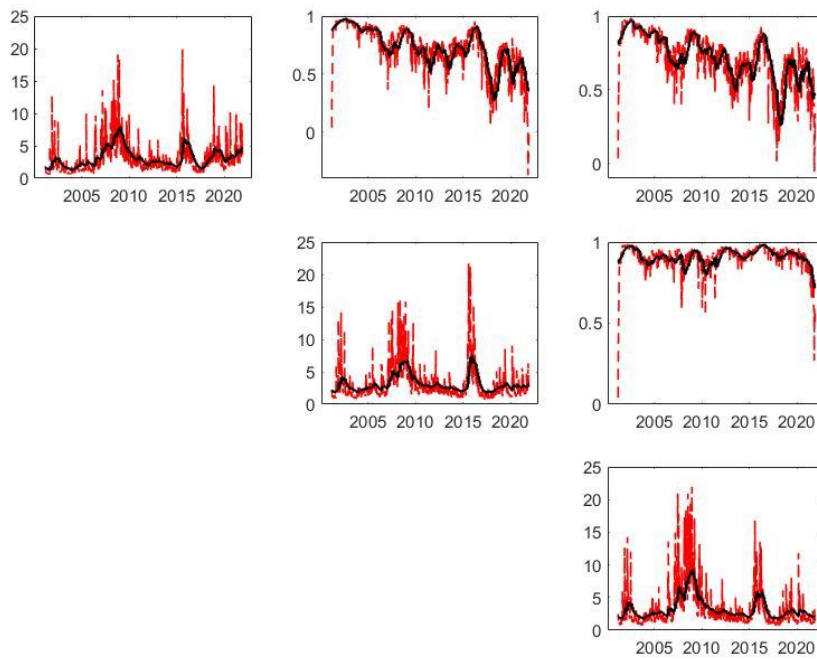


图 5 食品饮料-化工-轻工制造 DCC-MIDAS 估计结果

其中，在短期相关系数序列图中，可以从序列整体上与趋势上进行说明。

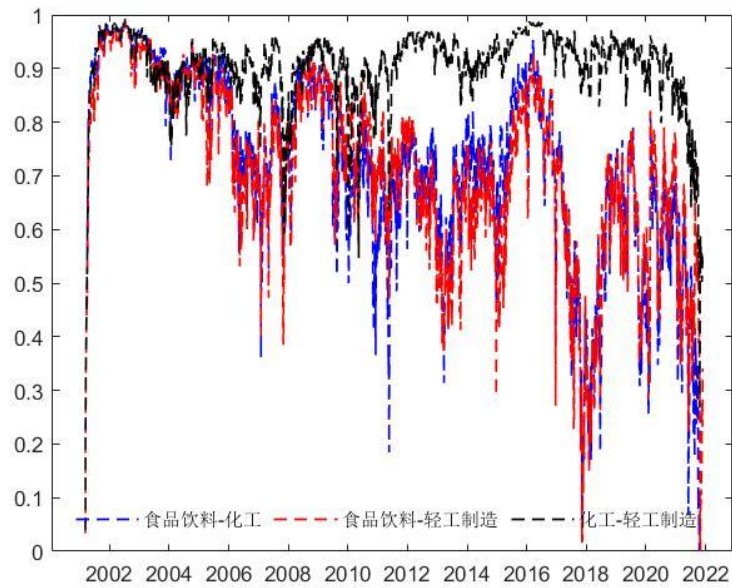


图 6 食品饮料-化工-轻工制造 短期时变相关系数

整体上，可以发现食品饮料与化工、轻工制造行业的短期相关性在样本期范围内几乎重叠，说明化工与轻工制造行业之间的相关性极强，而从这二者的短期相关系数中也可以看到这一点，在 2020 年前，除了少数时段略有波动外，在样本期范围内化工与轻工制造的行业短期相关系数基本维持在 0.7 以上。

趋势上，2006 年之前的化工与另两个行业的短期相关性均处在较高位置，行业联动明显，2006 年开始经历了一段下降过程，但是对化工与轻工制造之间的短期相关性影响不大；2008 年的金融危机时期，三者联动性均得到了显著提升，此处验证了前述风险增加了联动性效应的研究结果；此后一直到 2015 前，化工与轻工制造的短期相关性经历了一波振荡趋势后再次恢复高位，而食品饮料与化工、轻工制造的短期相关性在区间[0.4, 0.8]之间振荡浮动，说明此时食品行业的原料供给较为稳定；2015 年的股市崩盘再次显著提升了饮料与化工、轻工制造的短期相关性，并在 2016 年突破了 0.9 的高位，化工与轻工制造的相关性受此冲击影响一度接近 1 即完全正相关；值得注意的是，在 2016 年之后一直到 2018 年，食品饮料与二者的短期相关性受到了严重削弱，出现了一波“断崖式”下跌，跌破了此前的低位，甚至一度在 2018 年左右触及 0 线，说明此时的食品饮料行业对于二产的依赖程度下降，而这也从另一方面显示了化工产业的主导能力下降，也验证了其在社会网络中逐渐发生的“中心让位”现象(上官聪, 2018)；2018 年开始，由于中美贸易战、人民币贬值以及政策长期缺乏利好因素等一系列外部环境影响，沪指年初在 3587 点开盘后一路震荡下行，最低探至 2449 点，年内累计跌幅 24%。深市方面，今年深成指跌 34%、中小板指跌 37%、

创业板指跌 28%，食品饮料对“两工”的短期相关性再次得到一度拉升，与此同时的化工与轻工制造之间，短期相关性波动幅度基本不变，但是可以看到其波动频率显著提升，印证了市场不确定性增加，同时反映出二者在一定程度上应对环境变化的韧性；此后到 2020 年，三行业的短期相关性依然处于振荡联动过程中；然而从 2020 年开始，三者的短期联动发生了明显的振荡下跌趋势，两工逐渐走低并跌破此前低位，短期相关系数跌至 0.5 附近并有进一步下跌的趋势，而食品饮料与二者的相关性也再次震荡走低并突破 0 线，说明在 2020 年之后，化工对于食品饮料行业的风向标作用得到了极大削弱，也寓示着食品饮料行业的行业结构发生了较大变动，寻找新的关联行业是下一步研究食品饮料行业的线索之一。

此外，从长期相关系数中可以发现其变动趋势基本与短期相关拟合，如下图所示。

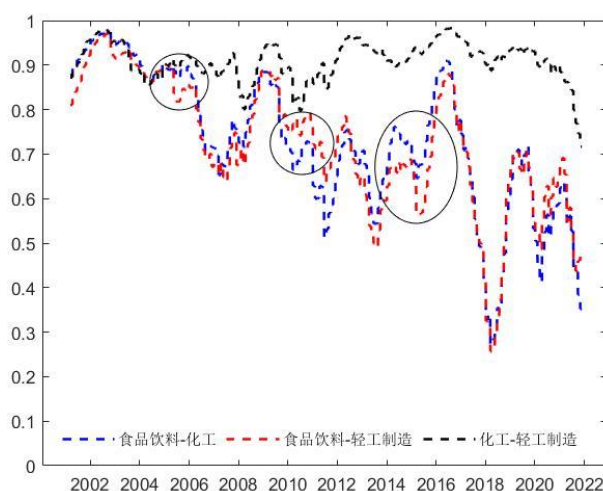


图 7 食品饮料-化工-轻工制造 长期时变相关系数

从分行业角度来看，在上图中的三处标记处可以看到，食品饮料与化工的联动变化要先于食品饮料与轻工制造的联动变化，食品-轻工的长期动态相关性趋势复刻了前期的食品-化工动态相关性，说明虽然化工与轻工制造之间具有高度时变相关关系，但是就时滞而言食品-化工的相关性波动要提前于食品-轻工变动，也进一步说明了食品-化工的二级联动优先级高于食品-轻工的三级联动性，体现了一定的分级顺承联动过程，验证了前述假设。

(二) 银行-房地产-非银金融 DCC-MIDAS 分析

由复杂网络分析结果可知，非银金融行业与房地产行业具有先级联动性，银行行业与房地产行业具有次级联动性，故对三大行业进行长短期时变相关分析，结果如下。

DCC-MIDAS 的参数估计结果如下。

表 4 银行-房地产-非银金融 DCC-MIDAS 估计结果

	μ	α	β	θ	w	m
银行	0.032141	0.1366	0.79117	0.16762	4.1787	0.87003

房地产	-0.00977	0.10694	0.85688	0.14237	3.059	1.2954
非银金融	0.023805	0.081359	0.86315	0.1755	4.0432	0.96473
DCC-MIDAS	a	b	w			
	0.067304	0.84636	2.9796			

由上表估计结果可知，a 值为 0.067304，同样说明行业对信息的敏感性较低，b 值为 0.84636，也同样说明行业自身记忆性对波动率贡献更大；a+b 值为 0.9137，也接近 1，说明行业的波动会持续发展，模型整体拟合较好，行业联动性明显。

三个行业的 DCC-MIDAS 估计结果如下图所示。

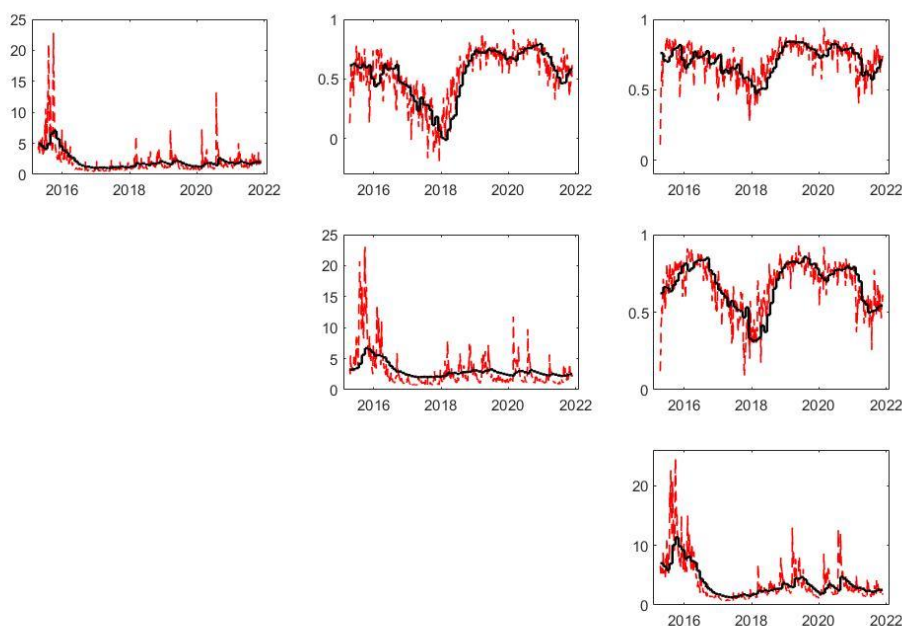


图 8 银行-房地产-非银金融 DCC-MIDAS 估计结果

从结果图中来看，可以从波动性与相关性两方面进行分析。波动性方面，可以看到在 2015-2016 年股灾期间，三大行业的波动均较为剧烈，相比而言房地产行业与银行业的长期波动性较低，而非银金融行业的长期波动性较高，说明在应对危机的响应方面房地产业与银行业的韧性要强于非银金融业。相关性方面，可以通过如下长短期时变相关系数图进一步说明。

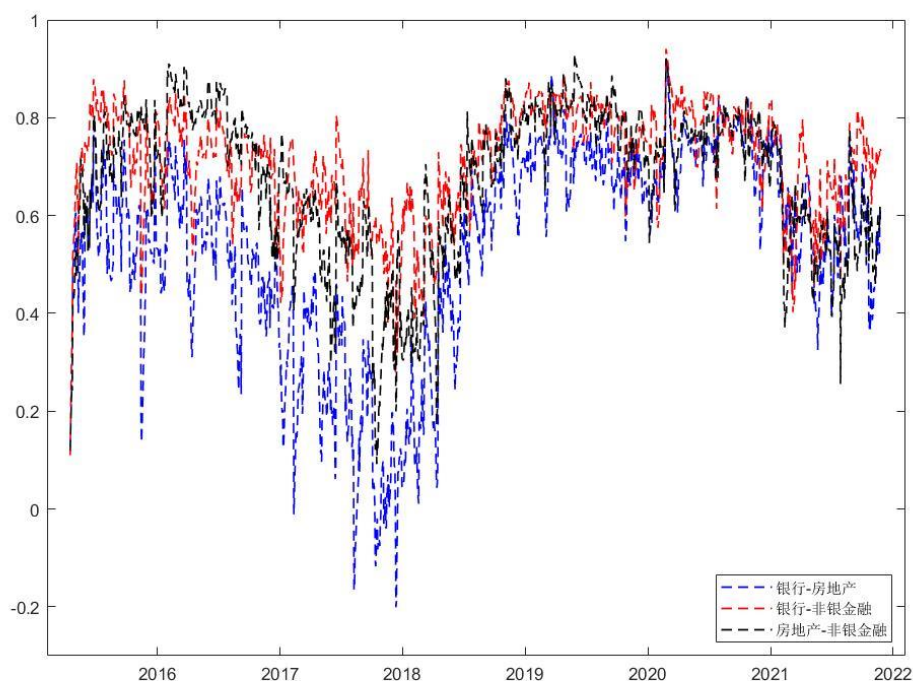


图 9 银行-房地产-非银金融 短期时变相关系数

上图为三大行业短期相关系数时间序列趋势图。从图中可以看到，银行与非银金融行业的短期时变相关系数基本在区间 $[0.4, 0.8]$ 之间波动，2015~2018 年间振荡下降，2018 年左右接近触底，2018 年开始逐步走高直至 0.8 左右稳定波动，2020 年后半年开始再次下跌，且波动性加剧，说明二者作为两大金融中介行业，彼此之间具有较为稳定的高联动性；在房地产行业与上述二者之间的联动性方面，可以看到其与非银金融之间的联动性要明显高于其与银行之间的联动性；分行业来看，房地产与银行之间以及与非银金融之间的联动性水平走势与银行与非银金融之间的联动性走势基本一致，然而房地产与银行之间的短期时变相关系数在 2018 年触底时甚至跌破 0 点，一度跌至-0.2 左右的水平，之后逐渐拉升，而非银金融业之间的短期时变相关系数虽然也在 2018 年走低，但也仅仅到达 0.3 左右的相关性水平，二者整体而言依然具有较强的正向相关关系，这表明房地产业的主要金融中介来源为非银金融业，而非银行业。但是，从 2019 年开始，房地产与银行之间的短期时变联动性逐渐与其对银行之间的短期时变相关性曲线重合，说明房地产业也于 2019 年开始拓宽融资渠道，逐步增进了与银行业之间的联动性，而这一结果也验证了前述收益率联动网络与最小生成树的拟合结果，也即自 2019 年起，在非银金融与房地产业率先建立收益率联动关系之时，银行通过非银金融搭建联动关系，进而与房地产业以及整个行业网络发生关系。

由此分析可知，若进一步维持此种联动关系状况，银行业的中介中心性将在未来得到大幅提升，更好地在网络中与非银金融一道通过房地产业与其他行业之间建立联动关系。

三大行业的长期时变相关系数序列情况如下图所示。

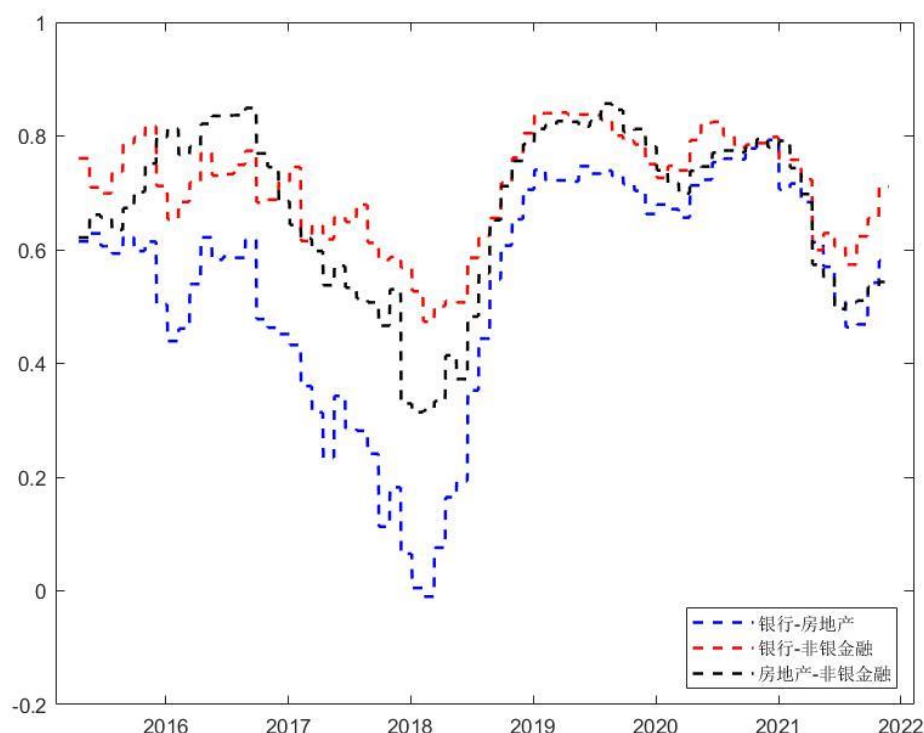


图 10 银行-房地产-非银金融 长期时变相关系数

从长期时变相关系数中可以看到，其走势情况基本与短期时变相关系数一致，验证了长期时变相关的结果来自于短期时变相关的时间积累。长期而言，银行业与非银金融之间依然保持高联动性水平；房地产与银行之间的长期时变相关性没有跌至较为显著的负相关水平，而是在 2018 年左右触底至 0 线左右的位置，但是其抬升速度极其明显，在经历了一年的拉升之后，逐渐接近其与非银金融之间的长期时变相关性水平，然而依然没有超过其与非银金融之间的联动性关系；2020 年后半年开始，两组联动性水平逐渐重合，与短期变动一致，表明此种状态将在长期内保持一定程度上的延续，即银行将与非银金融一起共同作为房地产的金融中介渠道。

（三）行业组对比分析

在上述两组行业分析中，化工-轻工制造-食品饮料行业组为第二产业行业组，而银行-房地产-非银金融行业组则为第三产业行业组，通过两组不同产业行业组的横向对比分析，可以得到以下结论。

同质性方面，首先，结合前述复杂网络分析结果，通过长短期时变相关系数序列图可知，处于网络相似位置且属于同一产业下的功能性行业之间一般具有较强的时变相关性，如中心性近似的化工行业对轻工制造行业与银行行业对非银金融行业，其各自之间的长短期时变相关性均维持在较高水平；其次，这些功能性行业在与相近行业进行关联时具有较为一致的时变趋势，体现在化工行业与食品饮料行业之间以及轻工制造与食品饮料行业之间具有相似的时变相关趋势，银行行业与房地产行业之间以及非银金融行业之间的联动性时变趋势也较为同步，这一方面反映了功能性行业组之间的高联动性水平，另一方面也说明了关联行业与功能性行业之间的一致关联性，体现出功能性行业的“功能”特征。

异质性方面，从行业时变相关性的演化趋势来看，第二产业行业组之间的相关性水平呈现出一定的下降趋势，尤其是化工对食品饮料行业、轻工制造对食品饮料行业，相对而言，短期相关性水平下跌状况最为剧烈，长期相关性水平则具有一定的韧性，下跌程度较短期轻微，而第三产业行业组之间的相关性水平则呈现出进一步上升趋势，且相互之间联动性水平逐渐趋同，以上现象表明第二产业行业组之间的联动性水平正在逐年降低，行业之间关联程度趋于下滑，虽然显示出一定程度的“断联”迹象，但是有利于风险分散；而第三产业行业组之间的联动性水平则在逐年升高，行业之间关联程度趋于紧密，说明金融服务业间的联动关系将进一步增强，但是应当同时警惕高联动下的风险传染问题，防范化解联动风险。

五、结论与建议

本文以股市细分行业作为研究对象，利用申万一级行业指数，通过网络分析方法挑选联动行业，运用 DCC-MIDAS 模型进行行业联动分析，得到以下结论。

首先，我国股市行业之间普遍存在联动效应，不同年份的行业网络联动效应不同，在金融性风险(如 2015 股灾)以及重大公共卫生事件(如 2020 年新冠疫情)等时期中联动较为紧密，在其他时期联动较为疏松，说明股市行业之间的联动效应在一定程度上依赖于宏观经济背景的幕后运转，从而折射出社会经济的运行状况；其次，在第二产业行业组分析中，发现化工与轻工制造行业始终保持较高程度的联动性水平，而食品饮料行业与上述两行业之间的联动性关系则呈现出振荡递减的发展趋势，说明食品饮料行业对于化工轻工业的依赖性正在逐渐减弱，其相关联动来源需要进一步研究；在第三产业行业组分析中，可以看到银行与非银金融行业彼此保持着较高联动性水平，但是当与房地产行业进行关联时，发现在样本期内非银金融行业与房地产行业的时变联动性水平要高于银行行业与房地产行业

之间的时变联动性水平，但是就未来趋势而言，银行与房地产的联动性水平则与非银金融对房地产联动水平进一步趋同，这说明当前就房地产行业而言，其金融联系对象还是以非银金融行业为主，而在中长期视角下，银行与房地产之间的联系将逐渐增强，其关于房地产行业的金融地位将逐渐与非银金融持平。最后，通过两组行业组的组间对比分析发现，第二产业行业间的联动性水平存在下降趋势，而第三产业行业间的联动性水平则存在着趋同上升的迹象，而且从长短期来看，长期相关性水平较短期相关性水平存在一定韧性，说明行业间短期联动变化虽然较为剧烈，但是长期联动性趋势相对而言将在一定程度上维系行业的联动性水平。

据此，本文提出如下相关建议。

首先，对政府而言，基于整体网络之间相互异质联动的现状，在制定行业政策、实行业改造时应当在考虑行业彼此联动性的基础上，针对不同行业制定适合行业发展的相应政策。同时，应当充分考虑宏观经济运行背景，建立行业应急预案，在不同时期调整不同行业政策，另一方面，利用股市“晴雨表”功能，通过分析时变网络联动状况，观测探查经济异动现象，从而及时进行政策调整。

其次，对行业来说，第二产业行业组食品饮料行业与曾经一度高度相关的轻工与化工制造业逐渐“脱节”，说明应当进一步分析当下食品饮料行业的联动性状况，寻找与其联动的新行业组，进而分析其各自的联动机制，针对机制结果对食品饮料类行业再做分析。第三产业行业组的银行业与房地产业的关联性与非银金融一起逐步上升，说明应当进一步拓宽房地产行业的融资渠道，增进其与传统金融(银行业)与非银金融业间的联动性水平，同时应当警惕高联动下的风险传染事件，进一步防范化解风险，营造和谐良好的资本市场环境。

最后，从投资者的角度来看，通过不同行业组长短期联动性分析可以发现，投资者在进行行业投资时不仅需要关注短期内的高频联动关系，及时对行业资产组合配置进行调整，根据不同联动性水平进行风险分散与资产对冲，更要注重行业间长期内的低频联动关系，考虑到长期较短期更有韧性，投资者在持仓过程中应当把握资产长期联动动态，有助于进行长期下的资产配置，获得持久性的投资收益。

参考文献

- [1] 鲁旭,赵迎迎.沪深股市动态联动性研究——基于三元 VAR-GJR-GARCH-DCC 的新证据[J].经济评论,2012(01):97-107.
- [2] 王许亮,王恕立.服务业能源生产率变迁及收敛性分析——基于全球 40 个经济体细分行业数据的经验研究[J].数量经济技术经济研究,2018,35(01):42-59.
- [3] 刘明,王霞.中国制造业空间转移趋势及其影响因素:2007~2017[J].数量经济技术经济研究,2020,37(03):26-46.
- [4] 徐晓光,廖文欣,郑尊信.沪港通背景下行业间波动溢出效应及形成机理[J].数量经济技术经济研究,2017,34(03):112-127.
- [5] 陈建青,王擎,许韶辉.金融行业间的系统性金融风险溢出效应研究[J].数量经济技术经济研究,2015,32(09):89-100.
- [6] Watts, D., Strogatz, S. Collective dynamics of 'small-world' networks. Nature, 1998, 393: 440-442.
- [7] Kim H., Kim I., Lee Y. Scale-free network in stock markets[J]. Journal-Korean Physical Society, 2002, 40: 1105-1108.
- [8] Boginski V., Butenko S., Pardalos P. Statistical analysis of financial networks[J]. Computational statistics & data analysis, 2005, 48(2): 431-443.
- [9] Aste T., Shaw W., Di Matteo T. Correlation structure and dynamics in volatile markets[J]. New Journal of Physics, 2010, 12(8): 085009.
- [10] Schiavo S, Reyes J., Fagiolo G. International trade and financial integration: a weighted network analysis[J]. Quantitative Finance, 2010, 10(4): 389-399.
- [11] Cassi L, Morrison A, Ter W. The evolution of trade and scientific collaboration networks in the global wine sector: a longitudinal study using network analysis[J]. Economic geography, 2012, 88(3): 311-334.
- [12] 张来军,杨治辉,路飞飞.基于复杂网络理论的股票指标关联性实证分析[J].中国管理科学,2014,22(12):85-92.
- [13] 庄新田,张鼎,苑莹,庄霄威.中国股市复杂网络中的分形特征[J].系统工程理论与实践,2015,35(02):273-282.
- [14] 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[J].中国管理科学,2015,23(10):30-37.
- [15] Engel, R. Dynamical Conditional Correlation A Simple Class of Multivariate Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity Models[J]. Journal of Business & Economic Statistics, 2002, (20).
- [16] Eric Ghysels, Pedro Santa-Clara, Rossen Valkanov. The MIDAS Touch: Mixed Data Sampling Regression Models. Manuscript, 2004, 1-36.
- [17] Engle, R., Rangel, J.G. The Spline-GARCH model for unconditional volatility and its global macroeconomic sources[J]. Review of Financial Studies. 2008, 21(3): 1187-1222.
- [18] Colacito, R., Engle, R. F., Ghysels, E. A component model for dynamic correlations[J]. Journal of Econometrics, 2011, 164(1): 45-59.
- [19] Julien Chevallier.COVID-19 Outbreak and CO2 Emissions: Macro-Financial Linkages[J]. Journal of Risk and Financial, 2020, 12: 14.
- [20] Yuhang Zheng, Zhenzhen Wang, Zhehao Huang, Tianpei Jiang. Comovement between the Chinese Business Cycle and Financial Volatility: Based on a DCC-MIDAS Model[J]. Emerging Markets Finance & Trade, 2020, 56: 1181-1195.
- [21] Nader Virk, Farrukh Javed. European equity market integration and joint relationship of conditional volatility and correlations[J]. Journal of International Money and Finance, 2017, 71: 53-77.
- [22] Libing Fang, Honghai Yu, Yingbo Huang. The role of investor sentiment in the long-term correlation between U.S. stock and bond markets[J]. International Review of Economics and Finance, 2018, 58: 127-139.

-
- [23] Asma Mobareka, Gulnur Muradoglu, Sabur Mollaha, Ai Jun Houa. Determinants of time varying co-movements among international stock markets during crisis and non-crisis periods[J]. *Journal of Financial Stability*, 2016, 24: 1-11.
- [24] Lu Yang, Xiao Jing Caib, Shigeyuki Hamoric. What determines the long-term correlation between oil prices and exchange rates?[J]. *North American Journal of Economics and Finance*, 2018, 44: 140-152.
- [25] Christian Conrad, Karin Loch, Daniel Rittler. On the macroeconomic determinants of long-term volatilities and correlations in U.S. stock and crude oil markets[J]. *Journal of Empirical Finance*, 2014, 29: 26-40.
- [26] Yang Liu, Liyan Hana, Libo Yinb. News implied volatility and long-term foreign exchange market volatility[J]. *International Review of Financial Analysis*, 2019, 61: 126-142.
- [27] 朱小能,吴杰楠.股市联动中的“涟漪效应”[J].*中国管理科学*,2021,29(08):1-12.

Co-movement Analysis of Stock Market Industries Sectors based on Complex Network and DCC-MIDAS Model

Yuping SONG¹, Zhiren MA¹

(1. School of Finance and Business, Shanghai Normal University, Shanghai 200234, China)

Abstract: Combined with the industry qualitative analysis of yield co-movement network, the Minimum Spanning Tree, and the industry quantitative analysis of network centrality and centralization, the secondary industry represented by Chemical industry, Light industry manufacturing and Food and beverage, and the representative industry represented by Banking, Real estate and Non-banking finance were selected. The two major industry groups of the tertiary industry use the complex network model and the DCC-MIDAS model to conduct an empirical analysis of co-movement. The research findings are as follows. 1) There is a generally co-movement effect between the country's stock market industries, and the network co-movement effect of different industries in different years is different; 2) Industry with the similar centrality maintained at a high level of long- and short-term time-varying correlations, and they have a relatively consistent time-varying trend for another industry respectively; 3) Time-varying correlation analysis indicates that the co-movement between the financial services industry will be further strengthened compared with the industrial manufacturing industry. In this paper, the long-term and short-term linkage analysis of the industries screened by the complex network is helpful to analyze the long-term and short-term time-varying information between industries, to further explore new linkage industries and industry groups, and to formulate corresponding industry policies based on different utility periods.

Keywords: co-movement of industries sectors; co-movement network of return; minimum spanning tree; centrality & centralization analysis; DCC-MIDAS.