

分类号:F830

密 级:公开

学校代码:10363

学 号:2211020139



安徽工程大学

Anhui Polytechnic University

硕士学位论文

题目 基于复杂网络的我国上市商业银行
风险传染相关问题研究

论 文 作 者 赵雅琪

指 导 教 师 李志民 教授

学 科 (专业) 数 学

研 究 方 向 金融数学

论文提交日期: 2024 年 6 月 2 日

分类号: F830

单位代码: 10363

密 级: 公开

学 号: 2211020139

题 目 基于复杂网络的我国上市商业银行风险传染
相关问题研究

题 目 Research on Risk Contagion Related Issues of Chinese
Listed Commercial Banks Based on Complex Networks

学 生 姓 名 : 赵雅琪

指 导 教 师 : 李志民 教授

专 业 : 数学

研 究 方 向 : 金融数学

论文答辩日期: 2024 年 5 月 29 日

安徽工程大学学位论文原创性声明

本人郑重声明：我恪守学术道德，崇尚严谨学风。所呈交的学位论文，是本人在导师的指导下，独立进行研究工作所取得的成果。除文中已明确注明和引用的内容外，本论文不包含任何其他个人或集体已经发表或撰写过的作品及成果的内容。论文为本人亲自撰写，我对所写的内容负责，并完全意识到本声明的法律后果由本人承担。

学位论文作者签名：赵雅琪

日期：2024 年 6 月 2 日

安徽工程大学学位论文版权使用授权书

学位论文作者完全了解学校有关保留、使用学位论文的规定，同意学校保留并向国家有关部门或机构送交论文的复印件和电子版，允许论文被查阅或借阅。本人授权安徽工程大学可以将本学位论文的全部或部分内容编入有关数据库进行检索，可以采用影印、缩印或扫描等复制手段保存和汇编本学位论文。

保密 ☐，在 ____ 年解密后适用本版权书。

本学位论文属于

不保密 ☒。

学位论文作者签名：赵雅琪

指导教师签名：李长良

日期：2024 年 6 月 2 日

日期：2024 年 6 月 2 日

基于复杂网络的我国上市商业银行风险传染相关问题研究

摘 要

2022 年 12 月，中央经济工作会议强调，需“有效防范化解重大风险”。2023 年 12 月，金融委员会会议指出，“把防范化解风险任务抓实抓好”。可见当前面临的重要问题依旧是防范金融风险，保障经济大局稳定。银行在金融体系中占据关键地位，传染性是银行间风险的特性。如果一个银行发生危机，没有能够及时发现处理的话，可能会让其他机构随即受到传染，进一步扩大风险的影响，产生系统性危机更甚一步引致全球危机。通过建立关联网络来研究我国上市商业银行体系风险问题，分析其传染规律，这对有效防范银行机构系统性风险，维护金融经济稳定有着重要的意义。

本文基于网络的视角分析我国金融体系风险传染问题，首先基于股票收盘价的日对数收益率，运用了三种关联性度量方法对 28 家上市商业银行的相关系数建立阈值网络，对网络的整体结构特征和网络中各节点的中心性进行了分析，从网络时变的视角研究分析大事件发生对网络风险传染的影响。其次在上述相关系数矩阵基础上通过距离矩阵来构建最小生成树，以分析风险传导路径，识别出系统重要性节点。最后，选择关联度最高的年份数据，进一步分析此年间阈值网络密度和聚类系数、最小生成树树长的动态变化过程。

实证中发现，我国上市银行关联网络多数具有小世界特征，发生危机时银行与银行间的联系程度加强，风险传导效也有所增强，在危机后一段时间内，网络可能比危机期间还要密集，说明此时风险仍然较高，依然得保持高度警惕。通过三种相关系数构建的各年份最小生

成树，发现贵阳银行最多次出现在系统重要性节点中，揭示了其关键地位，值得监管当局重点关注。根据三种关联性度量方法的研究对比，得出在我国银行金融网络中，相比较于 Pearson 线性相关，Spearman 相关及距离相关能较好的获取到机构间的线性与非线性关联，亦能较好的反映银行之间风险传染情况。

关键词：复杂网络，相关系数，阈值网络，最小生成树，拓扑特征

Research on Risk Contagion Related Issues of Chinese Listed Commercial Banks Based on Complex Networks

ABSTRACT

In December 2022, the Central Economic Work Conference emphasised the need to “effectively prevent and defuse major risks”. In December 2023, the Finance Committee meeting noted that “the task of preventing and resolving risks is being carried out in a practical manner”. It can be seen that the important issue facing the current situation remains the prevention of financial risks and the protection of the overall stability of the economy. Banks occupy a key position in the financial system, and infectivity is the characteristic of interbank risk. If a bank crisis occurs and is not detected and addressed in a timely manner, it could lead to contagion in other institutions, further amplifying the impact of the risk and generating a systemic crisis or even a global crisis. Through the establishment of the correlation network to study the risk problems of China's listed commercial banking system and analyse its contagion law, which is of great significance for effectively preventing the systemic risk of banking institutions and maintaining the stability of the financial economy.

Based on the perspective of the network, this thesis analyzes the risk

contagion problem of China's financial system. Firstly, based on the daily logarithmic returns of stock closing prices, uses three correlation measurement methods to establish a threshold network for the correlation coefficients of 28 listed commercial banks, and the overall structural characteristics of the network and the centrality of each node in the network were analysed, so as to study and analyse the impact of the occurrence of large events on the contagion of network risk from the perspective of time-varying network. Secondly, on the basis of the correlation coefficient matrix, the minimum spanning tree is constructed through the distance matrix to analyze the risk transmission path and identify the systemically important nodes. Finally, the data of the year with the highest correlation coefficient is selected to further analyse the dynamic change process of threshold network density and clustering coefficient and minimum spanning tree length during this year.

It is found in the empirical evidence that most of the affiliation networks of China's listed banks have the characteristics of a small world. When a crisis occurs, the connection between banks and banks is strengthened, and the risk transmission efficiency is also enhanced. In a period of time after the crisis, the network may be denser than that during the crisis, indicating that the risk is still high at this time, and it is still necessary to maintain high vigilance. Based on the minimum spanning tree of each year constructed by three correlation coefficients, it is found

that Bank of Guiyang appears most frequently in the systemically important nodes, revealing its key position and deserving the attention of the supervisory authorities. According to the comparison of the three correlation measurement methods, it is concluded that Spearman correlation and distance correlation can better capture the linear and non-linear correlation between institutions than Pearson linear correlation in China's banking and financial network, and can also better reflect the risk contagion between banks.

Zhao Yaqi (Mathematics)

Supervised by Prof. Li Zhimin

KEYWORDS: complex network, correlation coefficient, threshold network, minimum spanning tree, topological feature

目 录

摘 要	I
ABSTRACT	III
第 1 章 绪论	1
1.1 研究背景及意义	1
1.2 国内外文献综述	2
1.3 研究内容	5
第 2 章 复杂网络理论基础	6
2.1 网络的概念与表示	6
2.2 网络模型类别	7
2.3 网络的特征指标	9
第 3 章 网络的风险传染模型的构建	12
3.1 相关系数	12
3.2 距离计算	15
3.3 网络构建	16
第 4 章 基于网络的系统风险传染实证研究	19
4.1 数据的选择	19
4.2 阈值法网络模型	19
4.3 MST 网络模型	28
第 5 章 总结与展望	36
5.1 总结	37
5.2 建议	37

5.3 展望	37
参考文献	39
附录	43
攻读硕士期间取得的学术成果	46
致谢	47

第 1 章 绪论

1.1 研究背景及意义

随着全球化程度加深，经济金融态势更为多变。2016 年的经济会议要求“把防控金融风险放到更加重要的位置”。2022 年 12 月，中央经济工作会议强调，需“有效防范化解重大风险”。2023 年 12 月，金融委员会会议指出，“把防范化解风险任务抓实抓好”。可见当前面临的重要问题依旧是防范金融风险，保障经济大局稳定。银行在金融体系中占据关键地位，其安全性尤为重要。传染性是银行间风险的特性，如果一个银行发生危机，没有能够及时发现处理的话，可能会让其他机构随即受到传染，进一步扩大风险的影响，产生系统性危机更甚一步引致全球危机。从 2007~2011 年间美国有四百多家的银行破产可见一斑。

商业银行作为金融体系的核心，其风险问题更加值得社会各界关注。中国多数的商业银行从事的基本业务是吸收短期存款与对外发放短期商业贷款，这就会使得银行有着较高比例的资产负债率。故此，商业银行间的风险一直便有，而这类银行是走风险管理和风险经营之路的产业，所以对风险的调查、管理和控制是必须的。资金供求关系的失衡、利率市场化进程的加快、金融产品种类的多样性等等问题的显现，不断的冲击着商业银行的发展。作为中国银行业的中流砥柱，上市商业银行将不可避免地受到更为庞大的冲击。

复杂网络研究的是一个系统的整体行为和特性，这些行为和特性主要源于系统内部的个体交互。一个经典的网络由点和点间连接成边构成的，节点表示一个不同的个体，连边则代表了个体之间的某种关系。在许多情况下，具有特定关系的两个节点连接成边，否则不构成边，并且通过边连接的两个节点为相邻的。

金融体系具有系统性、多元性、非线性等等特征，其中某些特质能够与复杂网络特征逐一对应起来。例如通过网络中心性等知识理论，我们可以衡量计算出系统的重要性机构。一个系统容易受到网络里各个节点的特性、网络整体的关联性及特征结构等影响，而这些因素很大程度上是诱发系统性风险发生的内因，我们可以改进金融系统风险中感染算法，这可借助网络研究中相关方法来实现。金融体系产生风险的累积和释放，可以由网络结构的变化来说明，这也可以解释各个机构分散风险的行动会让系统性的风险增多。因金融体系风险易经过各个机

机构间的关联影响而不断扩散,故而近些年基于复杂网络的知识来分析探讨金融体系里的风险传染受到众多学者的青睐,也得到了众多金融企业机构和相关部门的关注。当处在关键位置的金融个体突然受到突发事件的冲击,那么由于个体间的相关关联可能会让这种冲击传递到其他机构,进而蔓延至整个金融体系,会对金融体系的稳定和经济稳定发展造成不小的损害。

基于以上内容,运用网络来探讨我国上市商业银行间的风险传染问题,分析变化规律,对于有效监测并防范银行机构系统性风险有着重要的意义。

1.2 国内外文献综述

机构与机构之间的关联性会让系统性风险产生转移,随之产生的溢出风险更是让金融体系崩溃的可能提升了。复杂网络作为一种新兴的风险分析方法,借助复杂网络理论知识,研究金融市场体系的网络结构、发展变化过程,对于系统性风险的识别、传播、缓解方面有着重要的作用。复杂网络研究方法能够将错综复杂的金融机构和业务关联关系抽象为网络,将对数据的研究转化为对于网络结构及其特征的研究,从而达到监测控制防范风险的目的。

1.2.1 股票市场的网络研究

随着复杂网络理论的发展和成熟,其在金融市场尤其是风险分析中得到越来越深入的应用,通过将金融机构之间的关联关系抽象为关系网络,我们可以研究金融系统的风险特征以及传染机制。

Mantegna^[1]于1999年首次基于股票收盘价的相关系数,建立了股票之间的关联网络。Boginski等^[2]通过设置不同的阈值研究了股票关联网络。Boss^[3]通过分析奥地利各银行之间的网络结构,发现其网络的度分布服从幂律分布,且其网络分段服从两种不同的幂指数。Onnela等人^[4]基于纽约交易所477只股票数据,运用了MST法构造了关联网络,并且对网络的拓扑特征进行了分析。Bech和Atalay^[5]考察美国联邦基金市场的网络,发现该网络具有小世界特性。Billio等^[6]利用格兰杰因果检验法以及主成分分析法,构造网络以研究金融机构之间的关联。Diebold和Yilmaz^[7]则将 ΔCoVaR 、MES等联系在一起,利用网络相关理论建立机构间的关联网络。Xia等^[8]对2008年与2015年中国股市两次危机发生的时期

建立网络,结果表明危机期间的股票关联性更强。Brunetti^[9]指出系统性金融风险需关注并识别银行网络的结构特征以及重要节点。

孙博文等^[10]通过研究股市最小生成树的结构特征,验证了共振效应存在于股市板块的内部。吴翎燕等^[11]收集沪深两市的股票数据,构建了新的关联网络,得出该网络的拓扑结构具有稳定特征的结论。李岸等^[12]构建了 DCC-MVGARCH 模型的波动率网络模型与收益率网络,实证分析我国股市的国际联动,结果可知金融危机期间我国国与其他市场关联有所增强。李政等^[13]基于信息溢出角度构建了关联网络,分析金融网络的整体相关性,以及部门内部和部门之间的关联性。谢赤等^[14]将 2005 年到 2008 年的上证 20 指数成分股的数据,划分成了牛市、熊市 I、熊市 II,研究了不同时期股市的网络结构动态变化,结果发现牛市时股市的关联网络更加密切。刘超等^[15]采用最小生成树(MST)构建金融网络并进行实证分析,结果表明我国金融市场具有明显的小世界特征。张伟平等人^[16]构建股票市场网络,探究了网络在不同阶段的拓扑指标、结构的变化、关键节点的特征。王超等^[17]使用平面最大过滤图方法,基于持有共同资产形成的关联,生成银行的间接关联网络,发现该网络具有无标度与小世界等性质,而且这些性质和通过银行直接拆借形成的网络相似。张金林和孙凌芸^[18]对金融危机背景下全球股市构建了网络 and 最小生成树,探讨危机前中后三个时期网络的拓扑结构与性质。孙晶晶^[19]将 MIC 与复杂网络相结合,构建股指网络,分析沿线部分国家或地区的股票市场的关联特征。

1.2.2 风险传染分析方法研究

Allen 和 Gale^[20]运用网络模型研究了银行间风险传染的相关问题,结果表明市场集中度和系统性风险发生概率成负相关。Elsinger 等人^[21]将参数估计和网络构建相结合,用来模拟银行网络,记录不同银行间冲击的传染过程,发现银行资产组合中的相关性是系统性风险的主要来源。Müller^[22]将网络分析方法用于测算银行业系统性风险,通过结合神经网络模拟法和网络分析法,依据银行类型的不同其网络形状也不完全相同,以此来识别系统性风险。Cont 等^[23]在研究机构的系统重要性时,选择了用传染指数来衡量,其研究结果强调了特定机构的交易对手暴露集中度与网络结构的异质性对衡量系统重要性的贡献。Büyüksahin 和 Robe^[24]依据动态条件相关法,研究了美国大宗商品市场和股市之间的风险联动。

Hautsch 等^[25]采用公开得到的股票价格、资产负债表等数据，基于采用 LASSO 技术建立了有向的金融网络，揭示了某家机构的尾部风险主要受到其他机构尾部风险的溢出的影响。Reboredo 等^[26]借助 Copula 函数，分析汇率与股票市场风险间的依赖结构等。Xie 等^[27]利用 VAR 技术构造了股市券商板块波动溢出模型，并利用方差分解贡献度构建复杂网络，分析了股市券商板块波动溢出效应的动态时变性。

鲍勤和孙艳霞^[28]估计银行间资产负债关系时利用了最大熵方法，并建立银行间市场网络，提出中心—边缘的网络连接结构会增大风险传染的范围和程度。欧阳红兵和刘晓东^[29]利用 Mantegna 的模型计算金融机构相关系数并创建距离矩阵，采用 MST 与 PMFG 法模拟生成网络，以此为识别风险传导的潜在路径提供了方法。方意和郑子文^[30]改进了持有共同资产网络模型，选取银行资产负债表和行业贷款数据，研究了我国银行间风险的传染路径与生成机理。杨子晖和周颖刚^[31]用有向无环图法和网络分析法，考察了全球系统性金融风险的动态变化。胡利琴等^[32]利用 VAR-NETWORK 模型，建立了银行间的有向网络，风险吸收效应较强是由银行资产的高同质性和创新关联交易等因素导致的。高翔^[33]采用网络分析方法深入分析了中国银行体系在资产负债表、同业拆借市场和股票市场三方面的关联特性及传染机制。杨子晖等^[34]从非线性的角度，研究分析我国金融风险的跨部门传染效应，并利用相关指标描述金融体系整体与机构个体间风险的关联性。许晔^[35]以非对称斜率模型为基础，改进了 CoVaR 估计，运用 LASSO 方法和单指标分位数回归构建金融机构的尾部风险网络，发现该指标对金融体系系统性风险水平能较好预测。宫晓莉等^[36]利用波动率的关联性来建立网络，考察了金融市场之间风险溢出效应的时变性和联动性。杨子晖等人^[37]构建非线性关联网络，采取股票、外汇市场、经济政策不确定性等等数据，研究了风险的跨市场传染，并且分析了传染的中心、方向、路径和强度。苗子清等^[38]建立 GGM 模型，对 A 股银行之间的关联性和银行市场的系统性风险传染进行了量化分析。吴筱菲等^[39]用 DAG-SEM 模型和信息指数模型，对中美股市之间的波动率信息溢出的方向、强度、动态演化进行了分析。贺毅岳等^[40]研究了上市企业之间间的多层网络关联关系，建立关联知识图谱，提出基于个性化 PageRank 算法的风险随机游走模型，以此对风险传染过程模拟和预测。吴朋薇^[41]依据风险溢出水平的不同，提出了风险传染双层模型，得出在双层传染下股票市场传导风险的效应更强。

1.3 研究内容

商业银行作为金融系统的核心，其风险问题值得社会更多事物关注。本文的研究对象是我国的上市商业银行，基于相关系数构建银行间关联网络，分析研究银行之间的风险传染与系统重要性银行，并据此，提出相关政策建议。本文收集上市商业银行的股票日收益率数据，运用 Pearson 相关系数、Spearman 相关系数、距离相关系数构建金融网络，将样本区间按照年份划分为 4 个时期，分析对比网络结构中的节点指标和整体指标，挖掘银行间风险传染及重要性银行，从而为有关监管部门制定相关政策提供支持。

本文的大纲如下所示：

第 1 章是绪论部分，主要包含本文选题研究的背景和意义，对国内外的相关文献进行讨论，也对本文的主要研究内容进行了阐述。

第 2 章介绍了复杂网络的一些理论基础。包括常见的网络模型，如规则网络、随机网络、小世界网络、无标度网络、局域世界网络等；还有网络的拓扑特征指标，包含聚类系数、网络密度、平均路径长度、平均度等整体网络指标，以及度中心性、接近中心性、介数中心性、特征向量中心性等网络节点特征指标。这些相关的理论基础为后续构建网络与实证分析做好了准备。

第 3 章为网络模型的构建。首先介绍了三种相关性度量方法：Pearson 相关、Spearman 相关和距离相关，简要说明了各自优缺点；接着阐述了阈值的选定依据及意义；然后分析如何将相关系数矩阵转化为距离矩阵，以便后续研究；最后对最小生成树进行了介绍，详细描述了两种最小生成树的算法。

第 4 章主要是实证分析，首先选取 28 家银行从 2020 年 1 月到 2023 年 12 月的股票日收盘价数据，将数据按年份划分四个时期，运用三种相关性方法对四个年份的收盘价的收益率构建网络模型，分析网络节点指标和网络整体指标，研究网络结构变化。然后根据上述相关系数矩阵计算得到距离，以此得到相关矩阵，建立最小生成树来研究银行间风险的传播路径，根据最大中心度来确定网络中重要的节点。最后对关联度最高的年份数据，进一步分析此年间阈值网络密度和聚类系数、最小生成树树长的动态变化过程。

第 5 章为总结与展望，对文中得出的结论进行总结，提出相应的政策建议，并对不足之处提出了展望。

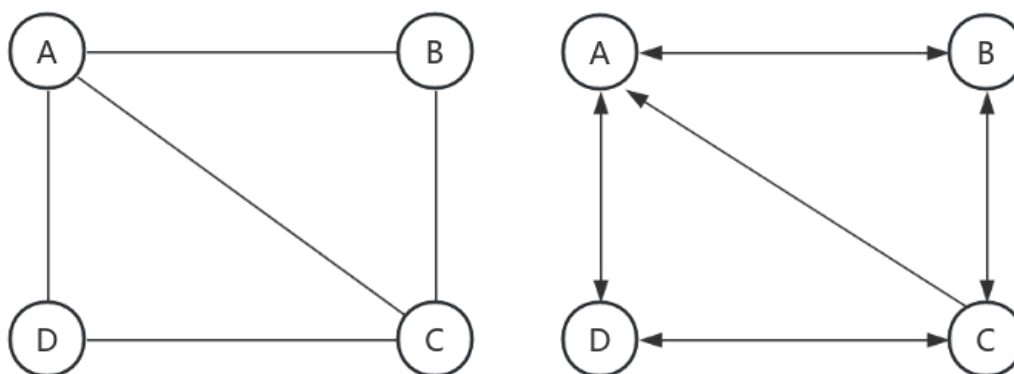
第2章 复杂网络理论基础

复杂网络理论可以追溯到18世纪欧拉提出的有名的“Konigsberg七桥问题”。20世纪50年代末，数学家保尔·厄多斯(Paul Erdős)和阿尔弗烈德·瑞利(Alfréd Rényi)，建立了随机图理论，提供了一种新的建立网络的方法。而后 Watts 和 Strogatz^[42]提出了小世界(Small world)网络模型，描述了网络大的聚类系数和小的平均路径长度的小世界性质。Barabási 和 Albert^[43]提出了无标度(Scale-free)网络模型，刻画描述了在实际的网络里存在的“富者更富”的现象。Girvan 和 Newman^[44]发现复杂网络中聚类特性是普遍存在着的，一个社团表示其中的一个类，并且提出了相应的算法来发现这些社团。

复杂网络的有关研究已被广泛应用于金融、社会、医学、电力、军事等领域，例如在电力网络中，网络的节点可以是发电厂和居民用户，节点之间的连边则为电缆。现今经济社会的快速发展使得各金融机构间的联系更加密切，构成了一个巨大而复杂的网络，网络中节点间的连接让风险传染扩散速度变快。

2.1 网络的概念与表示

复杂网络是理解复杂系统的抽象模型，一个网络可以由点集 V 和边集 E 组成的图 $G=(V,E)$ 来表示，边 e_{ij} 对应于节点 (v_i, v_j) ，边可以有向的或无向的，同时既可以是有权的也可以是无权的。当网络里节点的连边 e_{ij} 与 e_{ji} 完全相同时，即为无向的网络，否则，为有向的网络。当边有权重数值时，该网络为有权网络，不然则为无权的网络。



(a) 无权无向图

(b) 无权有向图

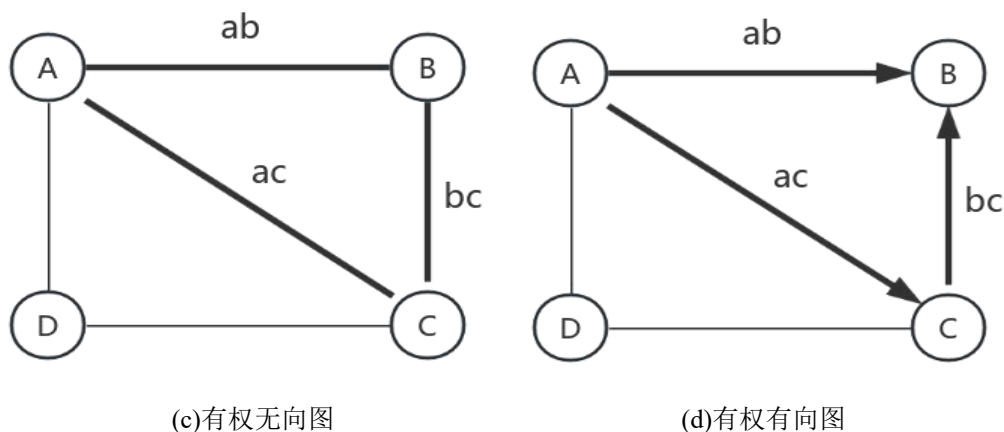


图 2-1 类型不同的网络

2.2 网络模型类别

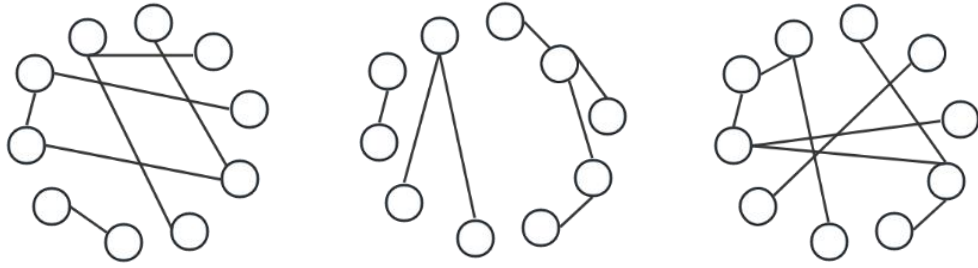
2.2.1 规则网络

规则网络(Regular Coupled Networks)中，每个节点的相邻节点数目相同。完全连接网络图、邻接网络图和星形网络图均属于规则网络。

完全连接网络图中的任意两点都有边相连，有最大的聚类系数以及最小的平均路径长度，有小世界特性。邻接网络图的每个节点仅仅同其少数最近节点有连接，节点不断增加时，平均路径长度也会逐渐增大，星形网络图存在这样一个中心点，这个中心点与网络中其他的所有节点都相连接，除此外其他各个点之间不存在相连的关系。

2.2.2 随机网络

最典型的随机网络模型是 ER 随机图，是 Erdős 和 Rényi 研究建立的。在具有 N 个节点的 ER 随机图中，任意两点之间通过概率 p 连接，当 p 大于一定的临界值，几乎每个随机图都是可以联通的。随意图的平均度为 $p(N-1) \approx pN$ ，聚类系数 $C = p \ll 1$ 。平均度不变时，对于 N 充分大的随机网络，ER 随机图的度分布近似服从 Poisson 分布。

图 2-2 $N=10$ 及 $p=1/6$ 下生成的随机图的 3 个实例

2.2.3 小世界网络

1988 年, Watts 和 Strogatz 引入了经典的 WS 模型, 即在环状的规则网络中包含 N 个点, 每个点都和其两边相邻的 $K/2$ 节点相连(K 为偶数), 在不形成自环和重复连接情况下, 以概率 p 对每条边随机重新连接, 即固定边的一端不变, 另一端随机与其他点连接。模型中通过调整 p 值改变网络属性, $p=0$ 时对应为规则网络, $p=1$ 时是随机网络。小世界网络即为这类具有较高的聚类系数与较短的平均路径长度的网络。

上述 WS 模型构造中的随机化过程可能会使得网络连通性遭到破坏, 随后 Newman 和 Watts 改进了该模型, 提出来 NW 小世界模型。WS 模型中的随机化重连被随机化加边代替而得到 NW 模型, 也就是在不形成自环和重复连接情况下, 以概率 p 在随机挑选的节点对之间添加一条边。当网络的点 N 足够大且概率 p 足够小时, NW 模型和 WS 模型在本质上是一样的。

2.2.4 无标度网络

在小世界网络与随机网络中, 网络的连接度分布近似为 Poisson 分布, 但是在研究中许多学者发现大多真实的网络连接度分布服从幂律分布。Barabási 和 Albert 考虑实际网络的增长和优先连接两个特性, 提出了无标度网络, 以此解释幂律分布的产生机制。

网络增长即在含 m_0 个点网络里, 每加入一个新节点并接到已有的 m 个节点上, 其中 $m_0 < m$; 而优先连接则是新添加的节点与一个现有的节点 i 相连的概率

Π_i 、和节点 i 的度 k_i ，及节点 j 的度 k_j 之间的关系如下：

$$\Pi_i = \frac{k_i}{\sum_j k_j}. \quad (2.1)$$

2.2.5 局域世界网络

学者们继续研究复杂网络发现 BA 模型中的优先连接存在于局部世界，因此 Li 等^[45]在 BA 模型的基础上建立了局域世界网络模型。在初始含有节点 m_0 个和边 e_0 条的网络中，每次新加节点 1 个和边 m 条；随机选取 M ($M \gg m$) 个节点作为新加节点的局域世界，根据优先连接的概率，新加节点来选择连接局域世界而不是全局网络中的 m 个节点，其中新选择的 M 个节点组成 LW 。

$$\Pi_{Local}(k_i) = \Pi'(i \in LW) \frac{k_i}{\sum_j Local k_j} \equiv \frac{M}{m_0 + t} \frac{k_i}{\sum_j Local k_j}. \quad (2.2)$$

在 t 时刻， $m \leq M \leq m_0 + t$ ，所以上面所示的局域世界网络模型存在两种特殊的情况，即 $M = m$ 时和 $M = t + m_0$ 时。

(1) 当 $M = m$ 时

这个时候，新加的节点与其局域世界中所有的节点都相连接，相当于 BA 模型中只留有增长特性而无优先连接的特殊例子。

(2) 当 $M = t + m_0$ 时

在这种状态下，每一个节点的局域世界就是整个网络。也就是此时，局域世界网络完全等价于 BA 网络模型。

2.3 网络的特征指标

拓扑结构在网络分析中运用较为广泛，借助拓扑指标，有利于进一步分析网络中各节点具有的特性、网络的大小、网络结构的变化等。

(1) 聚类系数

网络里各个节点抱团聚集在一起的程度可以用聚类系数来反映。也可以说，某个节点的相邻的点之间的关联程度。设节点 i 的度为 k_i ，则其聚类系数计算公

式为:

$$C_i = \frac{E}{k_i(k_i-1)/2} = \frac{2E}{k_i(k_i-1)}, \quad (2.3)$$

其中 $0 \leq C_i \leq 1$ ，进一步可以得出，网络的聚类系数即为:

$$C = \frac{1}{n} \sum C_i. \quad (2.4)$$

(2)网络密度

网络密度可度量网络结构是密集的还是松散的，密度越大说明网络间节点关系越密切。对于含 n 个节点的网络，其可能存在的边数为 $n(n-1)$ ，若实际的边为 E ，则网络密度为:

$$D = \frac{2E}{n(n-1)}. \quad (2.5)$$

(3)平均路径长度

网络的直径即为含 n 个节点的网络中任意两个点间最大的距离值，网络的任意两个节点之间距离的平均值用 AL 表示，为平均路径长度:

$$AL = \frac{2}{n(n-1)} \sum_{i \geq j} d_{ij}. \quad (2.6)$$

(4)节点的度

假设网络含 n 个节点，节点 i 与其他节点连接边的数目称为节点 i 的度，可用 k_i 表示。该值越高说明节点越占据关键位置。网络中所有节点度的平均值称为平均度，具体见下:

$$k_i = \sum_j^n a_{ij}, \quad (2.7)$$

$$p(k_i) = \frac{1}{N} \sum_{i,j}^n a_{ij}. \quad (2.8)$$

(5)度中心性

在网络分析中，判断节点影响力的重要指标之一为中心性。对于度为 k_i 的节点 i ，其度中心性可以表示为:

$$C_d(i) = \frac{k_i}{n-1}. \quad (2.9)$$

(6)接近中心性

接近中心性展现了网络中一个节点与其他节点的靠近程度,如果某个节点具有较大的接近中心性,说明了该节点更便捷地与其他节点交互信息,计算公式为:

$$C_c(i) = \frac{n-1}{\sum_{j \neq i} d_{ij}}. \quad (2.10)$$

(7)介数中心性

介数中心性在描述节点重要性时是以经过某个节点的最短路径的数量为依据的。计算网络中任意两个点的所有最短路径,若存在这样一个点,它在计量的最短路径中多次出现,则这个节点的介数中心性高。该中心性通过下式计算:

$$C_B(i) = \sum_{i \neq s \neq t \in N} \frac{\sigma_{st}(i)}{\sigma_{st}}, \quad (2.11)$$

其中 σ_{st} 为从点 s 到点 t 的最短路径的总数量, $\sigma_{st}(i)$ 表示经过点 i 的点 s 和节点 t 之间最短路径的数量。

(8)特征向量中心性

特征向量中心性将相对得分分配给网络中的所有节点,来自低分值节点的关系对节点分值贡献小于来自高分值节点的关系。拥有少量却重要的连接边亦可以拥有高特征向量中心性,表明节点的重要性也与连接的质量相关,其表示为:

$$x_i = \frac{1}{\lambda} \sum_{j=1}^N A_{ij} x_j, \quad (2.12)$$

其中 A_{ij} 是网络的邻接矩阵,矩阵中的元素表示节点间是否存在连接。当节点 i 和节点 j 之间有连接时,邻接矩阵中的第 i 行第 j 列和第 j 行第 i 列的元素值为 1,否则为 0。 λ 是一个常数。

第3章 网络的风险传染模型的构建

将金融体系或者机构之间的关系抽象成网络时,对其中任何金融个体的冲击都可能会通过网络传播到其他个体。建立网络模型选取合适的相关性度量方法,可以帮助研究金融个体间的关联关系和冲击发生时风险的传染情况。本章主要是对相关系数、阈值网络、最小生成树等方法原理的介绍。

3.1 相关系数

3.1.1 Pearson 相关系数

Pearson 相关系数广泛应用于度量随机变量间的相关性,可用来测量两个变量之间的线性依存关系。假设 n 维的向量 X 和 Y 表示为 $X = [X_1, X_2, \dots, X_n]$ 和 $Y = [Y_1, Y_2, \dots, Y_n]$, 则 Pearson 相关系数表达为:

$$\rho(X, Y) = \frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2 \sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2}}, \quad (3.1)$$

其中, $\bar{X}$ 和 $\bar{Y}$ 表示 n 维向量 X 与 Y 的均值。变量之间的相关性越高时,该系数的绝对值越高。

3.1.2 Spearman 相关系数

Spearman 等级相关系数是衡量两个变量的依赖性的非参数度量,可以看作是 Pearson 相关的非参数版本。Spearman 相关使用单调函数来评价两个变量之间的相关性,通过等级排序的方式将数值转化为了等级排序。其考察的是两者单调关系的强度,可一定程度上评价数据间的非线性关系。

对上述向量 X 与 Y 中的元素按照相同方式排序调整,取其中各元素的顺序位次值形成新的序列 $x = [x_1, x_2, \dots, x_n]$, $y = [y_1, y_2, \dots, y_n]$, 则 Spearman 相关性如下:

$$\rho = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}}, \quad (3.2)$$

其中, $\bar{x}$ 和 $\bar{y}$ 表示 n 维向量 x 与 y 的均值。

实际应用中, 常用的公式如下所示:

$$\rho = 1 - \frac{6 \sum d_i^2}{n(n^2 - 1)}, \quad (3.3)$$

其中, d_i 为上述序列 x 和 y 中第 i 个数据对的位次值的差。

3.1.3 距离相关系数(Distance Correlation)

Székely、Rizzo、Bakirov^[46]与 Székely、Rizzo^[47]提出了一种新的测度相关性的方法, 也就是距离协方差(Distance Covariance)以及距离相关系数(Distance Correlation)。在一些情况下, 即使 Pearson 相关系数计算得出的结果为零, 也不能够直接说明这两个变量是无关的独立的; 但假若运用距离相关系数计算结果是零, 这时我们就能够说这两个变量是独立的。距离相关系数与 Pearson 系数相比较, 可以用来衡量计算非线性关联性。

对于两个一阶矩有限的随机向量 R^p 中的 X 和 R^q 中的 Y , 距离协方差 $V(X, Y)$ 的计算公式如下:

$$\begin{aligned} V^2(X, Y) &= \|f_{X,Y}(t, s) - f_X(t)f_Y(s)\|^2 \\ &= \frac{1}{c_p c_q} \times \int \frac{|f_{X,Y}(t, s) - f_X(t)f_Y(s)|^2}{|t|_p^{1+p} |t|_q^{1+q}} dt ds, \end{aligned} \quad (3.4)$$

其中 X 对应的特征函数表示为 f_X , Y 的特征函数表示为 f_Y , X 和 Y 的联合特征函数则用 f_{XY} 来表示。

另外有,

$$c_p = \frac{\pi^{(1+p)/2}}{\Gamma((1+p)/2)}, \quad (3.5)$$

$$c_q = \frac{\pi^{(1+q)/2}}{\Gamma((1+q)/2)}. \quad (3.6)$$

对于两个相同的随机向量 X ， $V^2(X)$ 和 $V^2(X, X)$ 相等，定义为：

$$V^2(X) = V^2(X, X) = \|f_{X,X}(t, s) - f_X(t)f_X(s)\|^2. \quad (3.7)$$

两个随机向量 X 和 Y 之间的距离相关可以被定义为：

$$R^2(X, Y) = \begin{cases} \frac{V^2(X, Y)}{\sqrt{V^2(X)V^2(Y)}} & V^2(X)V^2(Y) > 0 \\ 0 & V^2(X)V^2(Y) = 0 \end{cases}. \quad (3.8)$$

样本距离协方差 $V_n(X, Y)$ 和样本距离相关 $R_n(X, Y)$ 同样可以用上述的这些定义来度量计算。

$$V_n^2(X, Y) = \frac{1}{n^2} \sum_{k,l=1}^n A_{kl} B_{kl}, \quad (3.9)$$

其中 A_{kl} 和 B_{kl} 可以借助距离矩阵来计算，具体如下：

$$A_{kl} = \|x_k - x_l\| - \frac{1}{n} \sum_{l=1}^n a_{kl} - \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n a_{kl} + \frac{1}{n^2} \sum_{k,l=1}^n a_{kl} \quad k, l = 1, \quad (3.10)$$

$$B_{kl} = \|x_k - x_l\| - \frac{1}{n} \sum_{l=1}^n b_{kl} - \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n b_{kl} + \frac{1}{n^2} \sum_{k,l=1}^n b_{kl} \quad k, l = 1. \quad (3.11)$$

两个相同的随机向量 X 的样本距离协方差如下述：

$$V_n^2(X, X) = \frac{1}{n^2} \sum_{k,l=1}^n A_{kl}^2. \quad (3.12)$$

样本距离相关 $R_n(X, Y)$ 可以表示为：

$$R_n^2(X, Y) = \begin{cases} \frac{V_n^2(X, Y)}{\sqrt{V_n^2(X)V_n^2(Y)}} & V_n^2(X)V_n^2(Y) > 0 \\ 0 & V_n^2(X)V_n^2(Y) = 0 \end{cases}. \quad (3.13)$$

距离相关性可有效地度量随机变量之间的线性关联性和非线性相关。除此之外，距离相关距离相关适用于任何大小的数据，而不受样本范围的影响，它能够捕获更强、更清晰的相关关系。还有就是相关性的多元测量也可以用距离相关来完成。众多的数据分析都基于若干的线性模型，但可能无法有效衡量变量之间的

依赖关系。在实际的应用中，金融数据更多的是偏向于非线性相关，使用距离相关的方法进行测度，数据里的线性和非线性相关可以同时被获取到，也就可以更进一步准确有效地研究分析。

3.2 距离计算

在网络构建时需要对距离进行刻画，在计算得出的相关系数矩阵的基础上，进行距离的计算。

对于金融市场，假设有 N 支股票，股票 u 在时间点 t 的日对数收益率的计算公式为：

$$r_u(t) = \ln p_u(t) - \ln p_u(t-1), \quad (3.14)$$

其中 p 为选取的股票收盘价， $p_u(t)$ 表示股票 u 在 t 时刻的收盘价格， $p_u(t-1)$ 表示股票 u 在 $t-1$ 时刻的收盘价格。

设股票 u ， v 的日收益率时间序列为 $r_u(t) = (r_u(1), r_u(2), r_u(3), \dots, r_u(n))$ ， $r_v(t) = (r_v(1), r_v(2), r_v(3), \dots, r_v(n))$ （利用 Spearman 系数计算时序列是经过排序后的各元素的顺序位次值），它们的期望值记为 $\langle r_u(t) \rangle$ 和 $\langle r_v(t) \rangle$ ，则公式(3.1) 和 (3.2)中相关系数可变换如下：

$$\rho_{uv} = \frac{\langle (r_u(t) - \bar{r}_u)(r_v(t) - \bar{r}_v) \rangle}{\sigma_u \sigma_v}, \quad (3.15)$$

其中 σ_u 、 σ_v 分别为序列 $r_u(t)$ 、 $r_v(t)$ 的标准差。再做下述变换得到 $r'_u(t)$ 和 $r'_v(t)$ ：

$$r'_u(t) = \frac{r_u(t) - \bar{r}_u}{\sqrt{\sum_{t=1}^n (r_u(t) - \bar{r}_u)^2}} = \frac{r_u(t) - \bar{r}_u}{\sigma_u \sqrt{n}}, \quad (3.16)$$

$$r'_v(t) = \frac{r_v(t) - \bar{r}_v}{\sqrt{\sum_{t=1}^n (r_v(t) - \bar{r}_v)^2}} = \frac{r_v(t) - \bar{r}_v}{\sigma_v \sqrt{n}}. \quad (3.17)$$

由式(3.15)、(3.16)和(3.17)得：

$$\rho_{uv} = n \langle r'_u(t) r'_v(t) \rangle. \quad (3.18)$$

构造向量 $\vec{r}_u$ 与 $\vec{r}_v$ ，使得它们的分量与 $r'_u(t)$ 、 $r'_v(t)$ 的变量相对应。两个向量间夹角的余弦值也可表示相关系数，即为：

$$\rho_{uv} = \cos \theta = \frac{\vec{r}_u \cdot \vec{r}_v}{\|\vec{r}_u\| \|\vec{r}_v\|}. \quad (3.19)$$

而向量 $\vec{r}_u$ 和 $\vec{r}_v$ 的模 $\|\vec{r}_u\| = \|\vec{r}_v\| = 1$ ，则 $\vec{r}_u$ 、 $\vec{r}_v$ 间的距离 $d(u, v)$ 为

$$\begin{aligned} d(u, v) &= \sqrt{\|\vec{r}_u\|^2 + \|\vec{r}_v\|^2 - 2\|\vec{r}_u\| \|\vec{r}_v\| \cos \theta} \\ &= \sqrt{2 - 2 \cos \theta} = \sqrt{2(1 - \rho_{uv})}. \end{aligned} \quad (3.20)$$

此时 $d(u, v)$ 满足三个性质，即：① $d(u, v) = 0$ ，当且仅当 $u = v$ ；② $d(u, v) = d(v, u)$ ；③ $d(u, v) \leq d(u, m) + d(m, v)$ ， $m \neq u \neq v$ 。如此便将相关系数矩阵转为了距离矩阵，距离表示图中直接相连的两个结点连边的权数大小。

当基于距离相关系数建立 MST 时，距离表达式为：

$$d(X, Y) = 1 - R(X, Y). \quad (3.21)$$

3.3 网络构建

3.3.1 阈值网络

在建立网络时，将研究的个体作为节点，个体之间存在的某种关系作为连边依据。如果不对连边进行一定的筛选，则构建的网络可能会庞大而复杂，不利于研究网络的结构及关键信息的获取。

阈值法可以一定程度上过滤冗余的信息，保持筛选前后网络性质的一致性。阈值的选择上也很重要，不同的阈值设定得到的网络结构也有所不同。如果选择的阈值太大，可能会导致剩下的连边数目较少，网络结构松散，网络中的一些特性无法体现出来；如果阈值过小，会使得连边过多，网络冗余且不能有效获取关键信息。

本文参考文献 Huang^[48]及 Nobi^[49]来设置指定的阈值建立网络连边的。通过股票价格间的相关系数选定相应的阈值进行连边构建网络。相关系数值大于设定的阈值，则两股票节点间形成一条连边，否则不形成连边。这种方法在某种程度

上能够剔除网络节点间的冗余信息，构成一个相对精简的网络。本文是根据各相关系数的分布，分析其直方图和概率密度分布图，选定恰当的阈值^[50]。

基于相关系数矩阵 $P = (\rho(u, v))$ 构造一个邻接矩阵 $Q = (Q(u, v))$ ，当两个节点间的相关系数 $\rho(u, v)$ 大于或等于设定的阈值 θ 时，邻接矩阵中对应的元素 $Q(u, v) = 1$ ，节点 u 和 v 间形成一条边连接；如若不然， $Q(u, v) = 0$ ，节点 u 和 v 之间无直接连接的边。邻接矩阵可如下表示：

$$Q(u, v) = \begin{cases} 1, \rho(u, v) \geq \theta \\ 0, \rho(u, v) < \theta \end{cases} \quad (3.22)$$

本文所构建的金融网络中，将选取的各个银行视为节点，各银行之间的相互影响视为边，通过上面方法建立的网络即为阈值网络。

3.3.2 最小生成树

在含有 n 个结点的有权连通图 G 中，包含图里所有结点并且不形成闭环的连通子图称为 G 的一个生成树。其中，连边权数之和最小的生成树即为最小生成树。最小生成树唯一意味着金融网络遭受冲击或某一市场自身发生危机时，风险最可能沿着此路径以最快的速度扩散至整个网络。

在无向图 $G = (V, E)$ 中， (u, v) 表示点 u 和点 v 间的连边，有 $(u, v) \in E$ ， $w(u, v)$ 为此边的权重，若存在 E 的子集 T ，且 T 无循环，使得：

$$w(T) = \sum_{(u, v) \in T} w(u, v) \quad (3.23)$$

中的 $w(T)$ 最小，那么 T 就是 G 的最小生成树。

最小生成树的建立可以使用 Kruskal 和 Prim 两种常用的算法来进行实现，分别如下：

(1) Prim 算法

① 设图中所有结点的集合为 W ，已加入生成树的结点集合为 p ，未加入生成树的结点集合为 q 。任选一点 a 开始，则 $p = \{a\}$ ， $q = \{W - p\}$ 。

② 从 p, q 中选择一条权数最小的边，将 q 中连接此边的结点 b 加入集合 p 中，

并更新与集合 p 中结点相连的未加入集合的邻接点。

③重复以上步骤，当 W 中所有结点都包含在集合 p 中时算法截止，此时集合 p 里所有结点连边构成的生成树即为最小生成树。

(2)Kruskal 算法

①设图中所有边的集合为 S ，从 S 中选择一条最短的边 e_1 ，将这条边连接的两个的节点 a 和 b 加入集合 U ， $U = \{a, b\}$ 。

②继续选择网络中剩下的最短边 e_2 ，将这条边连接的两个的节点 c 和 d 加入集合 U ， $U = \{a, b, c, d\}$ 。如果 e_2 连接的两个节点是 c 和 a 或 b ，则只需将 c 加入到集合 U 里构成 $U = \{a, b, c\}$ 。

③重复上述步骤，直到所有节点被连接起来，并且无闭环，最小生成树构成。

最小生成树的树长可以度量网络的长度，树长越小表明节点的关联度越高。设网络节点数记为 N ， $d(u, v)$ 为两个节点间的距离，最小生成树的树长 L 表示股票市场关联网络的边的平均距离，即：

$$L = \frac{1}{N-1} \sum_{(u,v) \in MST} d(u, v). \quad (3.24)$$

第 4 章 基于网络的系统风险传染实证研究

4.1 数据的选择

从数据可得性和便利性角度来看,本文选取了 28 家 A 股上市商业银行作为研究对象,具体对象详见表 4-1。

表 4-1 我国上市银行样本分类

银行类型	银行简称
国有大型银行	中国银行、工商银行、交通银行、建设银行、农业银行
股份制商行	平安银行、浦发银行、华夏银行、兴业银行、民生银行、招商银行、 中信银行、光大银行
城商行	南京银行、宁波银行、北京银行、江苏银行、贵阳银行、杭州银行、 上海银行、成都银行、长沙银行、郑州银行
农商行	江阴银行、无锡银行、常熟银行、苏农银行、张家港行

数据区间为 2020 年 1 月 1 日到 2023 年 12 月 31 日,主要考虑 2020 年新冠病毒感染冲击之后我国上市银行间的市场风险传染效应。停盘产生的数据缺少,用停盘前最后一天的股价来补充。本文数据是利用 Python 软件从网站获取,实证中采用 Python、Matlab、Ucinet 等软件。

4.2 阈值法网络模型

4.2.1 阈值网络的构建

构建阈值网络时,将相关系数作为参考指标,通过直方图和概率密度分布图来选定相应的阈值。若股票价格收益率间的相关系数值大于设定的阈值,则两股票节点间形成一条连边。这种方法在某种程度上能够剔除网络节点间的冗余信息,构成一个相对精简的网络。

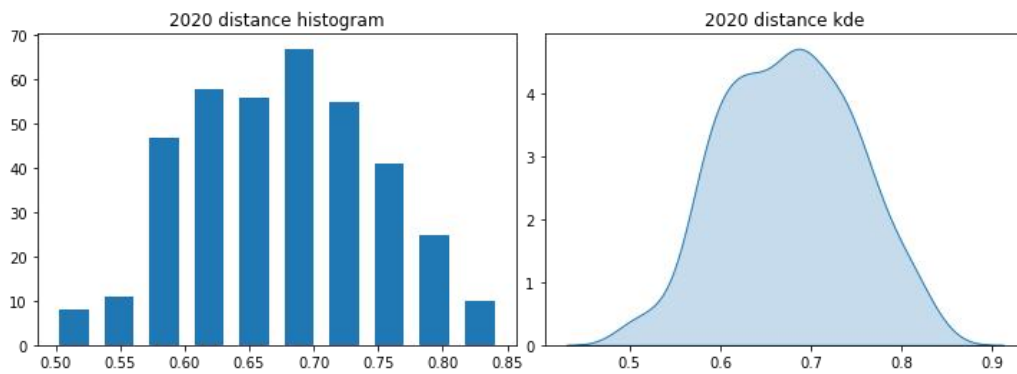


图 4-1 2020 年距离相关系数直方图和概率密度分布图

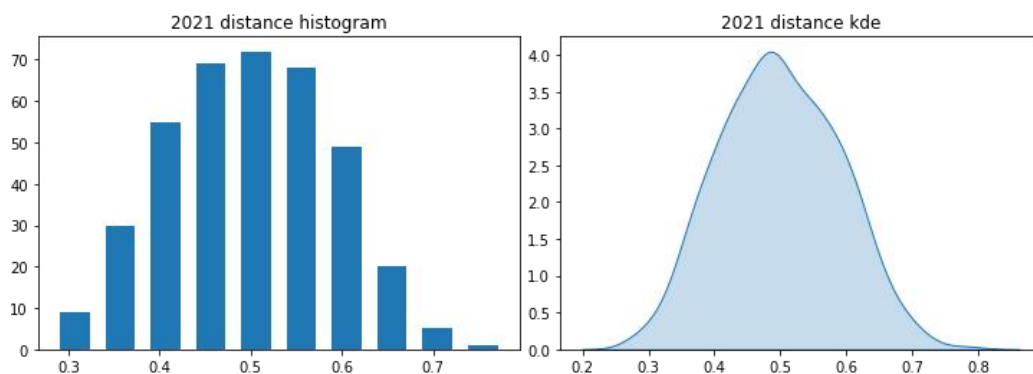


图 4-2 2021 年距离相关系数直方图和概率密度分布图

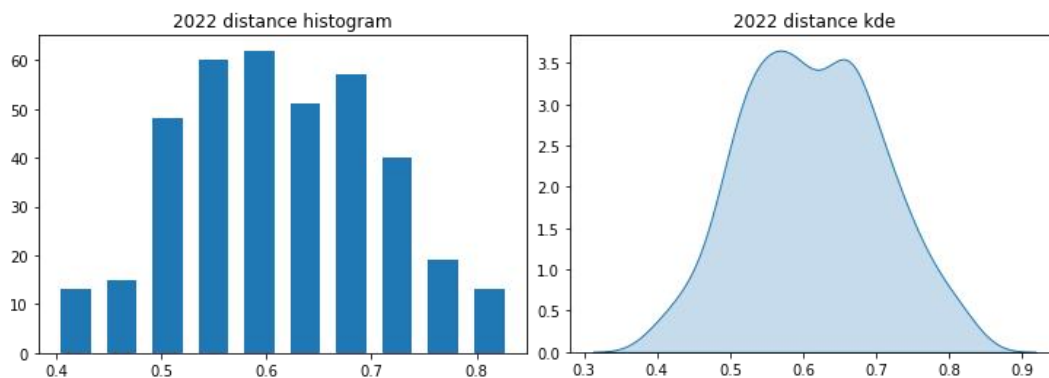


图 4-3 2022 年距离相关系数直方图和概率密度分布图

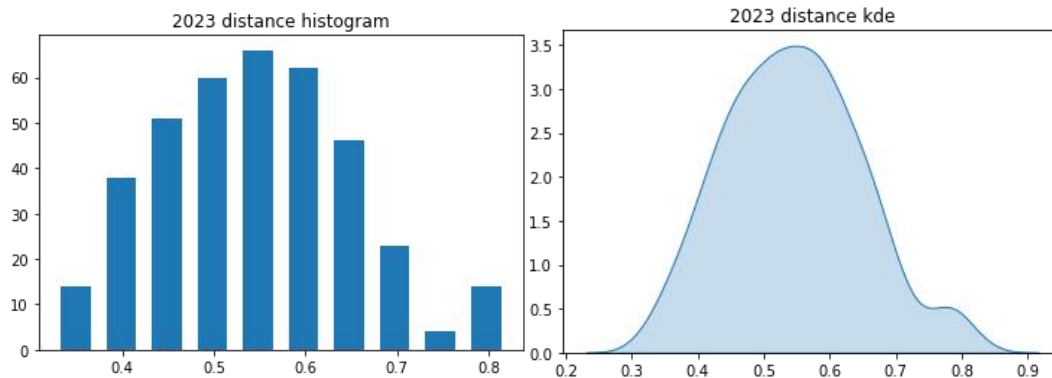


图 4-4 2023 年距离相关系数直方图和概率密度分布图

以距离相关系数说明，从图 4.1~4.4 可以发现，2020 年大多数银行股价的相关系数大于 0.55，且在 0.7 左右有高峰；2021 年银行股价的相关系数大多数大于 0.4；而 2022 年股价的相关系数在 0.5 附近有高峰；2023 年股价的相关系数在[0, 0.4)区间内分布较少。综合考虑 2020~2023 年这四年的距离相关系数，发现该系数多在(0.4, 0.5)时迎来高峰。同理可计算并得出 Pearson 系数与 Spearman 系数的直方图与概率密度分布图，发现这两种相关系数也多数落在(0.4, 0.5)之后。故本文将阈值设定为 0.45，两节点间的相关系数大于等于 0.45 建立连边，否则不建立连边。

阈值为 0.45 时，2020-2023 年 Pearson 相关系数关联网络图：

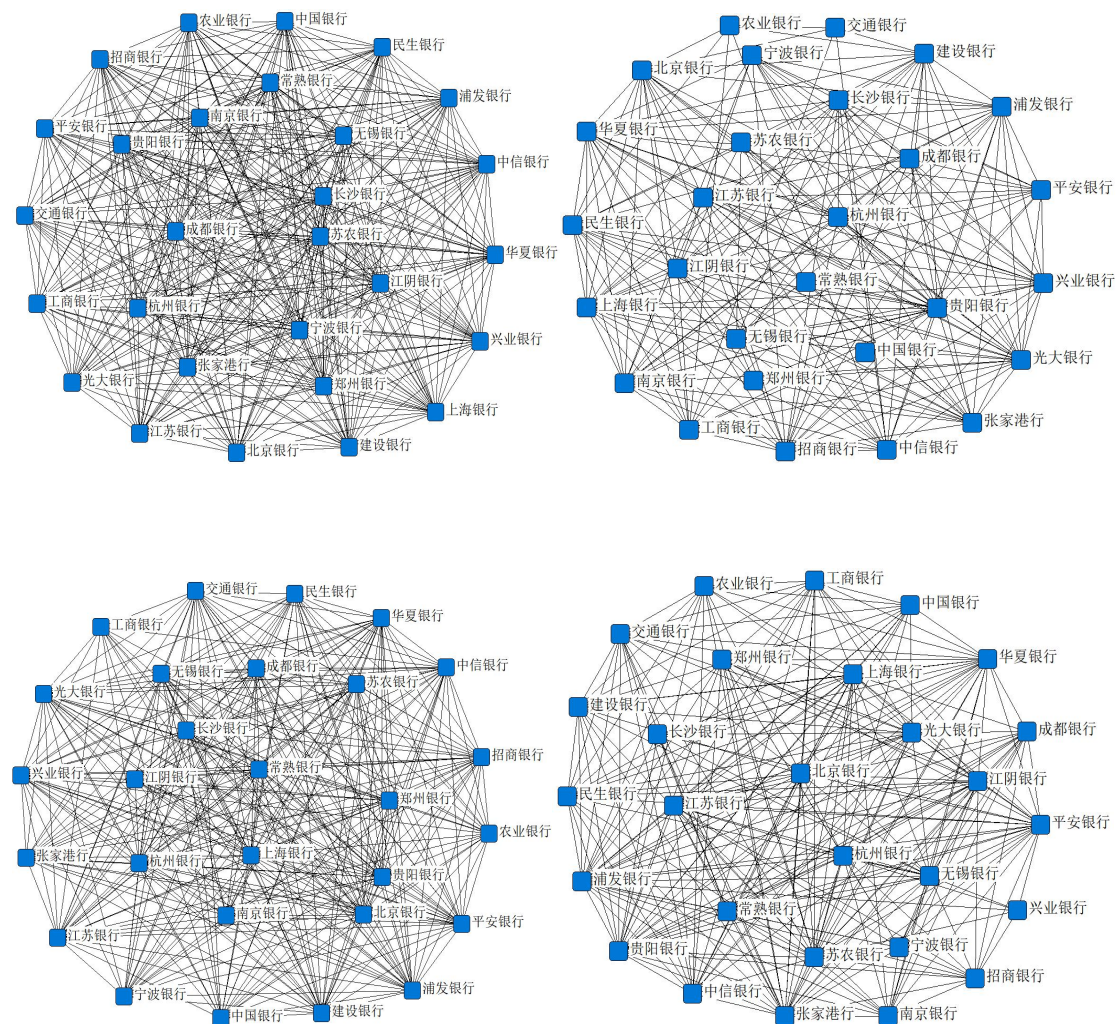


图 4-5 四个年份 Pearson 系数阈值网络图

注：从左至右从上至下依次为 2020 年、2021 年、2022 年和 2023

阈值为 0.45 时，2020-2023 年 Spearman 相关系数关联网络图：

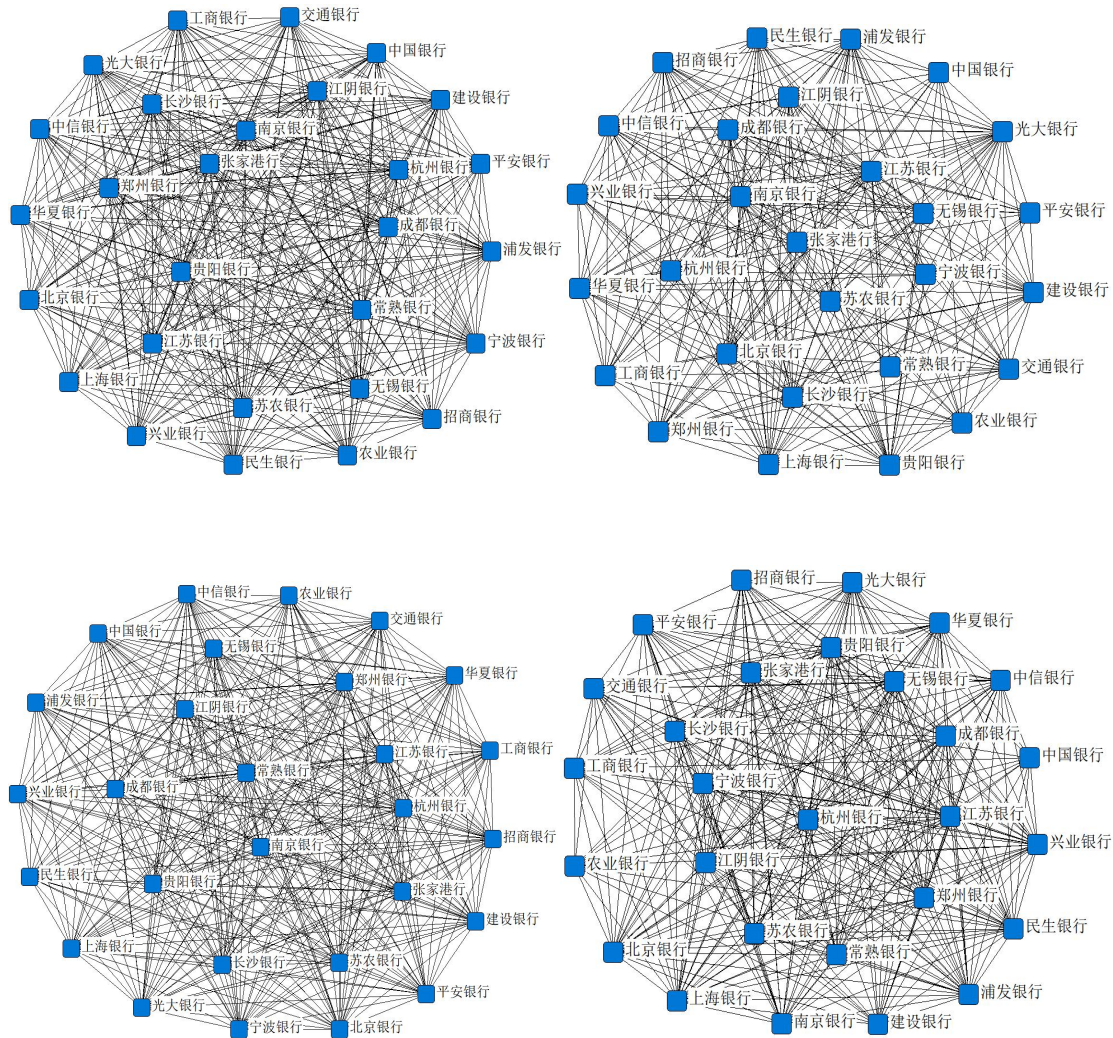


图 4-6 四个年份 Spearman 系数阈值网络图

注：从左至右从上至下依次为 2020 年、2021 年、2022 年和 2023 年

阈值为 0.45 时，2020-2023 年距离相关系数关联网络图：

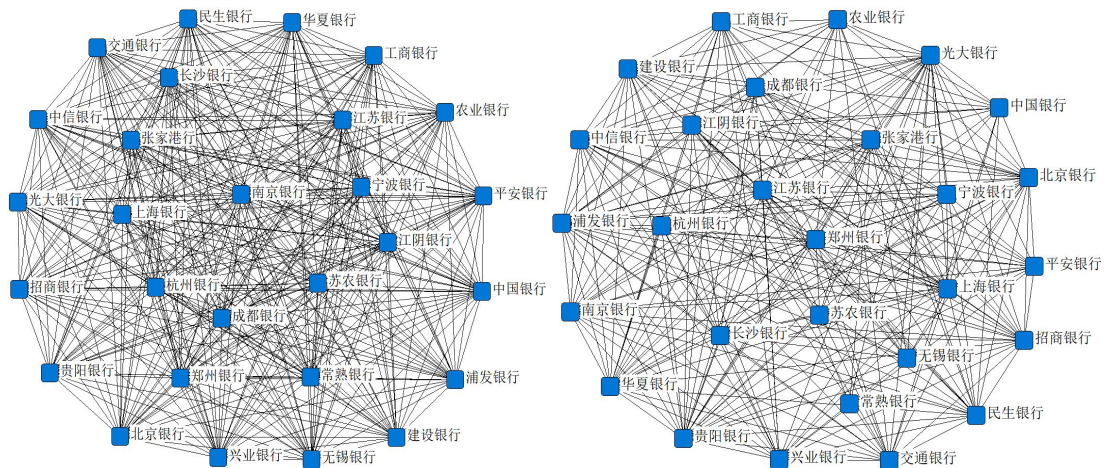


图 4-7 四个年份距离相关系数阈值网络图

从图 4.5~4.7 的各相关系数网络图可看出我国银行机构的整体关联性具有时变特征, 均可看出新冠感染发生期间 2020 年各股价关联程度在震荡中升高, 感染发生后一段时期网络的关联程度有下降, 但后续又逐渐回升。说明随着新冠感染对我国经济冲击力度的降低, 经济社会活动慢慢恢复, 但其带来的影响仍在延续, 可能导致冲击在银行间传播的渠道增多, 使得风险传染的可能性、影响力以及破坏力有所上升。

4.2.2 阈值网络的整体特征分析

表 4-2 样本期各年度阈值网络特征

网络直径	Pearson 相关	1	3	2	2
	Spearman 相关	1	2	2	2
	距离相关	1	2	2	2
聚类系数	Pearson 相关	1	0.7538	0.9218	0.8364
	Spearman 相关	1	0.8448	0.9786	0.9089
	距离相关	1	0.8412	0.9704	0.8960
平均路径长度	Pearson 相关	1	1.5212	1.1164	1.3307
	Spearman 相关	1	1.2778	1.0238	1.1508
	距离相关	1	1.3122	1.0344	1.1878

新冠感染发生期间即 2020 年，三种相关系数网络的平均度、密度和聚类系数均为最大，此时三种网络均为全连接网络，也就是网络中任意两节点之间存在连边，网络紧密且聚集程度高。同时三种关联网络的直径都很短，风险可以更快地从一个银行传递到另一个银行。而 2021 年 Pearson 网络、Spearman 网络及距离相关网络的平均度水平均有显著下降，分别降为 14.5714、19.5001、18.5714；网络密度由 1 下降到 0.5397、0.7222 和 0.6878，聚类系数有所下降，表明在危机发生期间，银行间的关联性会有一定增强，风险传染效应更为明显。

到了 2022 年，Pearson 股价网络的网络密度达到了 88.36%，表明各银行间股价的波动具有较强的关联性；平均度为 23.8571，略低于另外两个系数网络；平均路径长度是 1.1164，这说明各上市银行的股票价格的联系度较强；Spearman 网络图的密度为 0.9762，及距离相关系数网络的密度为 0.9656，也都显示了股价波动间较高的关联，此时两者的网络密度均大于 Pearson 网络中的图密度；Spearman 系数网络与距离相关系数网络的聚类系数分别高达 0.9786 和 0.9704，说明了网络紧密而聚集程度高。由 2023 年三种系数下网络的各项特征值对比，亦可得 Spearman 系数与距离相关系数网络的网络密度、平均度、聚类系数均大于 Pearson 系数网络，而平均路径长度则小于 Pearson 网络，说明了前两个系数建立的股价网络整体结构较为紧密一些，一定程度上说明这两个系数相对于 Pearson 系数保留了些许非线性关联。

同时这三种相关系数网络的聚类系数很大(最大值为 1)，而平均路径长度和直径都较小，远低于网络中的节点数，说明上述网络具有小世界特性，股价间紧密连接。

4.2.3 节点中心性特征分析

下面对网络中的各个节点的中心性分析,进一步了解网络中各个银行的重要性。表 4.3~4.5 展示了 2021 年和 2022 年三种系数网络节点的度中心性、介数中心性、接近中心性、特征向量中心性等中心性指标。

表 4-3 2021-2022 年 Pearson 相关系数网络节点中心性

银行	度中心性		介数中心性		接近中心性		特征向量中心性	
	2021 年	2022 年	2021 年	2022 年	2021 年	2022 年	2021 年	2022 年
平安银行	0.4815	0.9630	0.0012	0.0049	0.6136	0.9643	0.1711	0.2032
浦发银行	0.6667	1.0000	0.0146	0.0084	0.7500	1.0000	0.2262	0.2074
华夏银行	0.7407	0.9630	0.0178	0.0049	0.7941	0.9643	0.2485	0.2032
兴业银行	0.7037	1.0000	0.0140	0.0084	0.7500	1.0000	0.2359	0.2074
南京银行	0.7407	0.7037	0.0333	0.0003	0.7941	0.7714	0.2414	0.1550
宁波银行	0.5185	0.8148	0.0019	0.0012	0.6279	0.8438	0.1826	0.1779
北京银行	0.6667	1.0000	0.0445	0.0084	0.7500	1.0000	0.2089	0.2074
江苏银行	0.5926	1.0000	0.0164	0.0084	0.6923	1.0000	0.1949	0.2074
贵阳银行	0.8889	1.0000	0.0711	0.0084	0.9000	1.0000	0.2675	0.2074
杭州银行	0.4444	0.9630	0.0004	0.0070	0.6000	0.9643	0.1585	0.2013
上海银行	0.7407	1.0000	0.0211	0.0084	0.7941	1.0000	0.2459	0.2074
成都银行	0.5185	0.8148	0.0060	0.0018	0.6585	0.8438	0.1748	0.1763
长沙银行	0.6296	0.9259	0.0112	0.0035	0.7105	0.9310	0.2122	0.1972
江阴银行	0.5926	0.6667	0.0212	0.0001	0.7105	0.7500	0.1859	0.1484
无锡银行	0.4074	0.9630	0.0076	0.0049	0.5870	0.9643	0.1285	0.2032
常熟银行	0.1852	0.7778	0.0010	0.0011	0.5192	0.8182	0.0584	0.1683
苏农银行	0.2593	0.9630	0.0038	0.0049	0.5625	0.9643	0.0780	0.2032
张家港行	0.6667	0.7778	0.0307	0.0011	0.7297	0.8182	0.2049	0.1707
中国银行	0.0370	0.7778	0.0000	0.0021	0.4154	0.8182	0.0100	0.1680
工商银行	0.5556	0.4815	0.0906	0.0001	0.6923	0.6585	0.1696	0.1052
交通银行	0.1852	0.8889	0.0000	0.0042	0.4909	0.9000	0.0503	0.1887
建设银行	0.6296	1.0000	0.0323	0.0084	0.7297	1.0000	0.2038	0.2074
农业银行	0.2222	0.7037	0.0007	0.0015	0.5094	0.7714	0.0618	0.1522
民生银行	0.6296	0.8519	0.0250	0.0017	0.7297	0.8710	0.2069	0.1846
招商银行	0.7037	0.9630	0.0155	0.0049	0.7714	0.9643	0.2381	0.2032
中信银行	0.6296	0.8889	0.0286	0.0042	0.7297	0.9000	0.2050	0.1887
光大银行	0.8519	1.0000	0.0502	0.0084	0.8710	1.0000	0.2642	0.2074
郑州银行	0.2222	0.8889	0.0004	0.0031	0.5400	0.9000	0.0745	0.1901

表 4.3 给出了 2021 年和 2022 年 Pearson 相关系数网络中各节点的中心性。由前面内容可知 2020 年构建的网络为全连接网络,网络密度、聚类系数均为最

大值 1。此时网络中各个节点的度中心性与接近中心性都是 1，介数中心性都为 0，特征向量中心性均是 0.1890。2021 年工商银行的介数中心性最大，为 0.0906 说明它作为中介的风险传播力是最强的，而接近中心性和特征向量中心性最大的都是贵阳银行，说明贵阳银行占据了网络重要位置，风险很容易从该银行该银行传播到其他银行。2022 年的浦发、兴业、贵阳、建设、光大等银行传播风险的能力均较强，介数中心性均达到了 1，接近中心性及特征向量中心性都排名靠前。

表 4-4 2021-2022 年 Spearman 系数网络节点中心性

银行	度中心性		介数中心性		接近中心性		特征向量中心性	
	2021 年	2022 年	2021 年	2022 年	2021 年	2022 年	2021 年	2022 年
平安银行	0.4815	1.0000	0.0002	0.0011	0.6585	1.0000	0.1275	0.1930
浦发银行	0.9630	1.0000	0.0255	0.0011	0.9643	1.0000	0.2349	0.1930
华夏银行	0.8519	1.0000	0.0115	0.0011	0.8710	1.0000	0.2178	0.1930
兴业银行	0.7407	1.0000	0.0069	0.0011	0.7941	1.0000	0.1913	0.1930
南京银行	0.8148	0.9630	0.0180	0.0006	0.8438	0.9643	0.2028	0.1869
宁波银行	0.5556	0.9259	0.0011	0.0002	0.6923	0.9310	0.1470	0.1806
北京银行	0.8519	1.0000	0.0118	0.0011	0.8710	1.0000	0.2163	0.1930
江苏银行	0.9259	1.0000	0.0255	0.0011	0.9310	1.0000	0.2267	0.1930
贵阳银行	0.9630	1.0000	0.0255	0.0011	0.9643	1.0000	0.2349	0.1930
杭州银行	0.4815	1.0000	0.0002	0.0011	0.6585	1.0000	0.1281	0.1930
上海银行	0.9259	1.0000	0.0182	0.0011	0.9310	1.0000	0.2304	0.1930
成都银行	0.7407	0.9259	0.0077	0.0002	0.7941	0.9310	0.1900	0.1806
长沙银行	0.7778	1.0000	0.0091	0.0011	0.8182	1.0000	0.1997	0.1930
江阴银行	0.6667	0.9259	0.0057	0.0005	0.7500	0.9310	0.1703	0.1801
无锡银行	0.5556	1.0000	0.0032	0.0011	0.6923	1.0000	0.1462	0.1930
常熟银行	0.2222	0.9259	0.0003	0.0004	0.5625	0.0104	0.0600	0.1803
苏农银行	0.3704	1.0000	0.0004	0.0011	0.6136	1.0000	0.0976	0.1930
张家港行	0.6667	1.0000	0.0120	0.0011	0.7500	1.0000	0.1675	0.1930
中国银行	0.5185	1.0000	0.0002	0.0011	0.6750	1.0000	0.1411	0.1930
工商银行	0.7037	0.9259	0.0036	0.0006	0.7714	0.9310	0.1881	0.1798
交通银行	0.7407	1.0000	0.0072	0.0011	0.7941	1.0000	0.1931	0.1930
建设银行	0.8148	1.0000	0.0175	0.0011	0.8438	1.0000	0.2049	0.1930
农业银行	0.6296	0.8889	0.0018	0.0004	0.7297	0.9000	0.1687	0.1732
民生银行	0.7778	0.8519	0.0069	0.0002	0.8182	0.8710	0.2031	0.1664
招商银行	0.8148	1.0000	0.0100	0.0011	0.8438	1.0000	0.2083	0.1930
中信银行	0.8519	1.0000	0.0118	0.0011	0.8710	1.0000	0.2163	0.1930
光大银行	1.0000	1.0000	0.0383	0.0011	1.0000	1.0000	0.2377	0.1930
郑州银行	0.8148	1.0000	0.0189	0.0011	0.8438	1.0000	0.2009	0.1930

表 4.4 给出了 2021 年和 2022 年 Spearman 相关系数网络中各节点的中心性。2020 年构建的 Spearman 网络亦为全连接网络，网络密度、聚类系数均为 1，各个节点的度中心性、接近中心性、介数中心性、特征向量中心性均是一致的。2021 年光大银行、江苏银行、浦发银行、贵阳银行传播的风险力依次降低，大小均超过 0.025，具有重要的中介作用；此时光大银行的特征向量中心性和接近中心性最大。相比与 2020 年的网络，此时网络的关联性低一些。

表 4-5 2021-2022 年距离相关系数网络节点中心性

银行	度中心性		介数中心性		接近中心性		特征向量中心性	
	2021 年	2022 年	2021 年	2021 年	2021 年	2022 年	2021 年	2022 年
平安银行	0.5185	1.0000	0.0008	0.0017	0.6750	1.0000	0.1444	0.1947
浦发银行	0.9259	1.0000	0.0213	0.0017	0.9310	1.0000	0.2382	0.1947
华夏银行	0.8519	1.0000	0.0142	0.0017	0.8710	1.0000	0.2252	0.1947
兴业银行	0.7407	1.0000	0.0082	0.0017	0.7941	1.0000	0.1994	0.1947
南京银行	0.7407	0.9259	0.0066	0.0006	0.7941	0.9310	0.2013	0.1823
宁波银行	0.5556	0.8889	0.0017	0.0002	0.6923	0.9000	0.1523	0.1760
北京银行	0.8889	1.0000	0.0221	0.0017	0.9000	1.0000	0.2283	0.1947
江苏银行	0.8889	1.0000	0.0397	0.0017	0.9000	1.0000	0.2238	0.1947
贵阳银行	0.9630	1.0000	0.0317	0.0017	0.9643	1.0000	0.2420	0.1947
杭州银行	0.4815	1.0000	0.0003	0.0017	0.6585	1.0000	0.1343	0.1947
上海银行	0.9259	1.0000	0.0213	0.0017	0.9310	1.0000	0.2382	0.1947
成都银行	0.6667	0.8889	0.0052	0.0005	0.7500	0.9000	0.1796	0.1753
长沙银行	0.7407	1.0000	0.0106	0.0017	0.7941	1.0000	0.1966	0.1947
江阴银行	0.6667	0.8519	0.0089	0.0004	0.7500	0.8710	0.1743	0.1686
无锡银行	0.4815	1.0000	0.0040	0.0017	0.6585	1.0000	0.1295	0.1947
常熟银行	0.1111	0.8889	0.0000	0.0004	0.5294	0.9000	0.0318	0.1756
苏农银行	0.2963	1.0000	0.0002	0.0017	0.5870	1.0000	0.0790	0.1947
张家港行	0.6667	1.0000	0.0236	0.0017	0.7500	1.0000	0.1692	0.1947
中国银行	0.4815	1.0000	0.0002	0.0017	0.6585	1.0000	0.1377	0.1947
工商银行	0.6667	0.9259	0.0034	0.0008	0.7500	0.9310	0.1855	0.1820
交通银行	0.7037	1.0000	0.0042	0.0017	0.7714	1.0000	0.1949	0.1947
建设银行	0.7778	1.0000	0.0098	0.0017	0.8182	1.0000	0.2093	0.1947
农业银行	0.5556	0.8519	0.0006	0.0001	0.6923	0.8710	0.1569	0.1691
民生银行	0.7407	0.8519	0.0058	0.0003	0.7941	0.8710	0.2030	0.1686
招商银行	0.7407	1.0000	0.0066	0.0017	0.7941	1.0000	0.2013	0.1947
中信银行	0.8148	1.0000	0.0147	0.0017	0.8438	1.0000	0.2153	0.1947
光大银行	1.0000	1.0000	0.0621	0.0017	1.0000	1.0000	0.2435	0.1947
郑州银行	0.6667	0.9630	0.0081	0.0013	0.7500	0.9643	0.1777	0.1882

表 4.5 为 2021 年与 2022 年距离相关系数网络中各节点的中心性。2020 年建立的距离相关系数网络与另外同时间段的网络是一致的, 各节点度中心性在新冠感染发生期间达到了 1, 2021 年和 2022 年则有所降低, 表明了节点间关联在感染期间更加紧密; 此时各个银行的介数中心性均为 0, 即两两银行间都是直接相连的。2021 年网络中, 光大银行的节点度中心性、介数中心性、接近中心性和特征向量中心性最大, 揭示了光大银行重要的中介作用, 占据网络中心位置, 风险容易从该银行传播到其他银行。

对比 2021 年和 2022 年三种相关系数,相比较于 Pearson 相关网络, Spearman 相关网络和距离相关系数各项网络指标的差别更小。在股价 Pearson 网络中贵阳银行风险传染时发挥的作用更加明显,在 Spearman 相关性及距离相关性网络中,光大银行风险传播的力度略强于贵阳银行,这也一定角度表明,线性关联性可能无法准确的阐述金融系统内在关系,也需从非线性的方向去分析研究金融系统的关联关系。

4.3 MST 网络模型

4.3.1 MST 的构建

最小生成树意味着它是网络中风险最可能的传染路径。最小生成树的建立可以使用 **Kruskal** 和 **Prim** 两种算法来进行实现，本文选取的节点数量远少于连接边的数量，因此选用 **Prim** 算法。本文运用 **Matlab** 进行计算，用 **Ucinet** 软件画出相关的网络图。

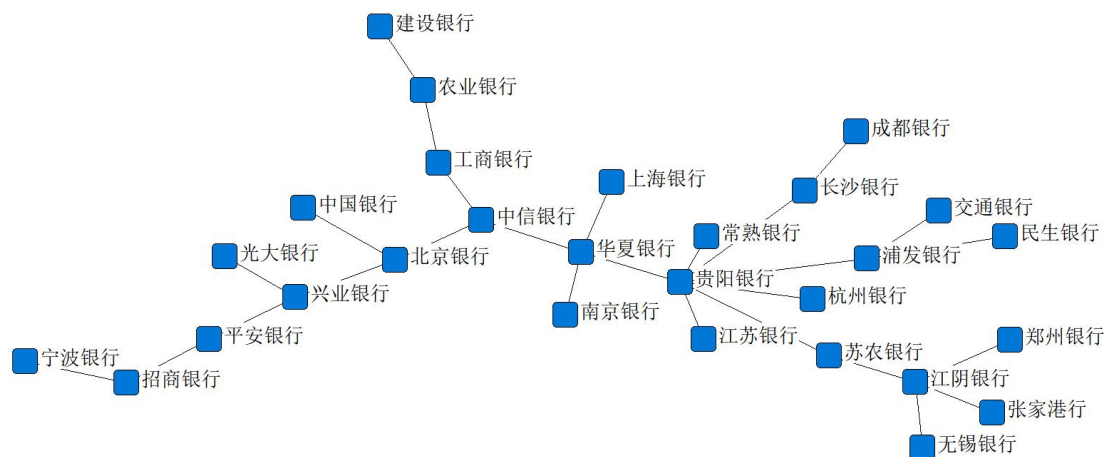


图 4-8 2020 年 Pearson 相关系数最小生成树

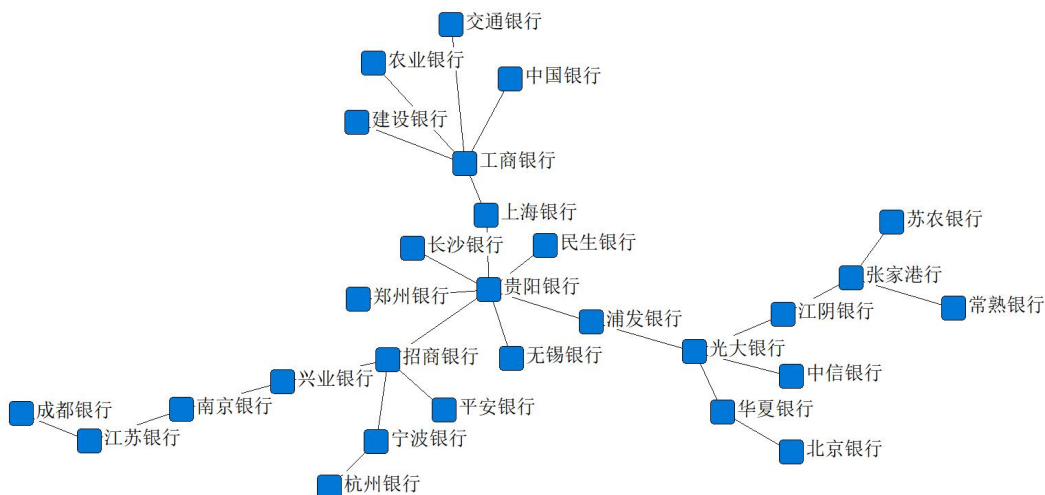


图 4-9 2021 年 Pearson 相关系数最小生成树

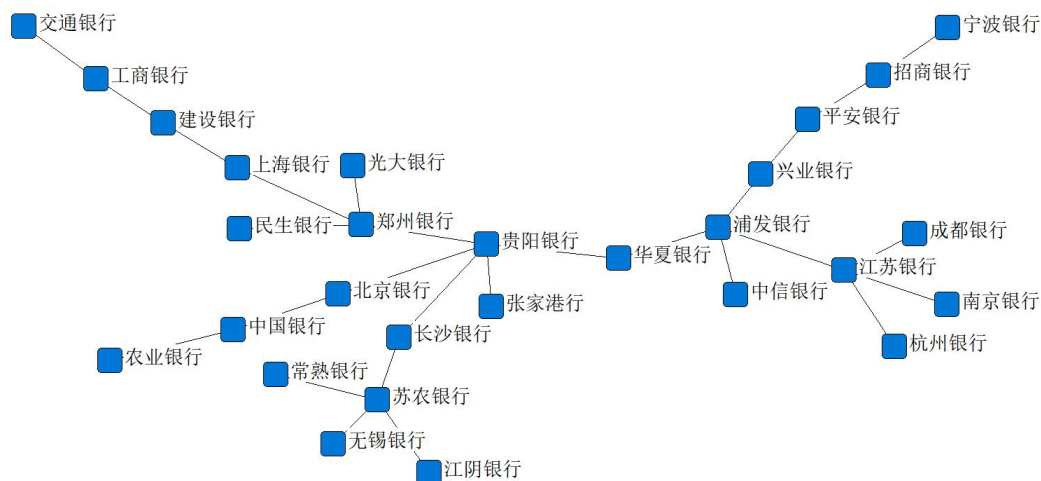


图 4-10 2022 年 Pearson 相关系数最小生成树

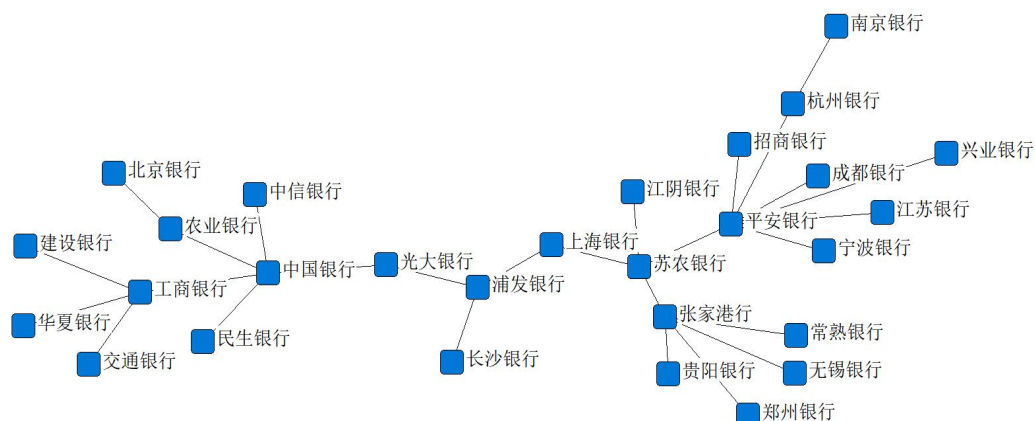


图 4-11 2023 年 Pearson 相关系数最小生成树

从图中可以看出：以 Pearson 相关系数为基础构建的 2020 年 MST 中，最长的路径是从一端的节点宁波银行到另一端节点郑州银行(或张家港行或无锡银

行), 此时贵阳银行是最重要的节点。2021~2022 年的 MST 网络中均为贵阳银行处于中心位置, 连接着多数银行。而在 2023 年的最小生成树中, 出现了平安银行、苏农银行位于网络的中心位置, 节点周围有局部聚集现象。

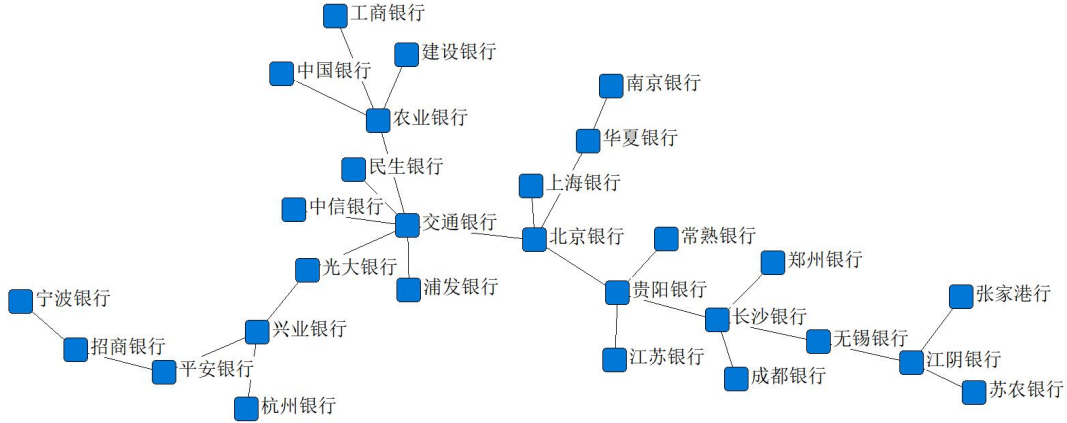


图 4-12 2020 年 Spearman 相关系数最小生成树

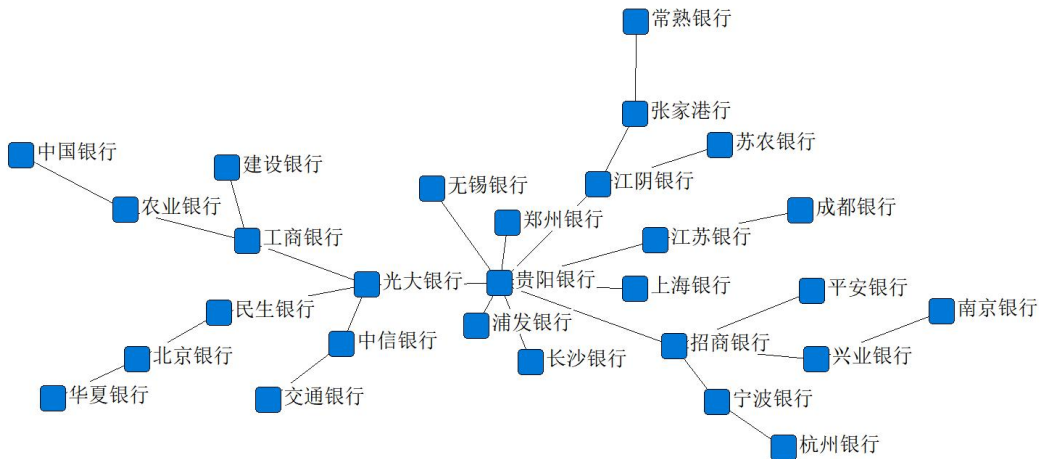


图 4-13 2021 年 Spearman 相关系数最小生成树



图 4-14 2022 年 Spearman 相关系数最小生成树

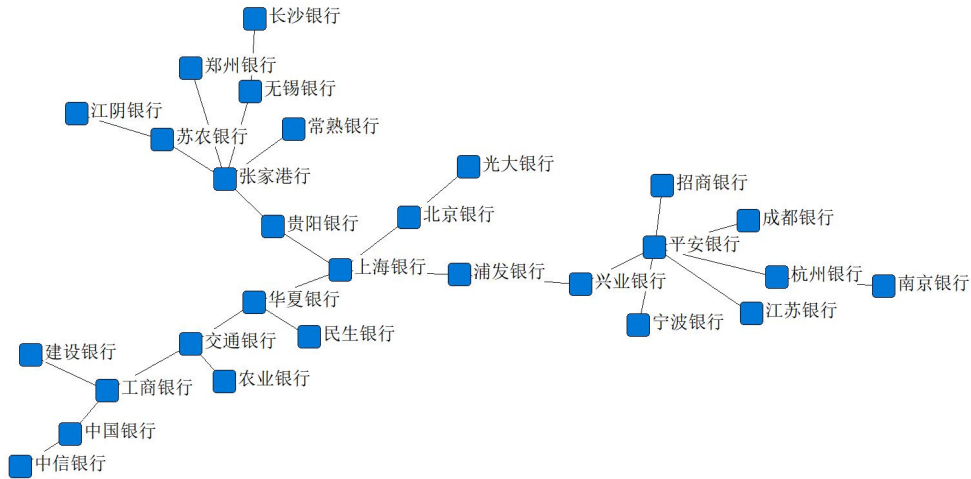


图 4-15 2023 年 Spearman 相关系数最小生成树

在以 Spearman 相关系数为基础构建的 2020 年 MST 中，交通银行、北京银行、长沙银行等多个股票节点占据网络的关键位置。由于这些节点的关键位置，风险发生时容易通过这些点在网络中传染。2021 年、2022 年和 2023 年分别是贵阳银行、北京银行、上海银行处于中心位置。位于最小生成树中心的银行与更多的银行有着密切关系，故而比处于网络边缘的银行风险更大。

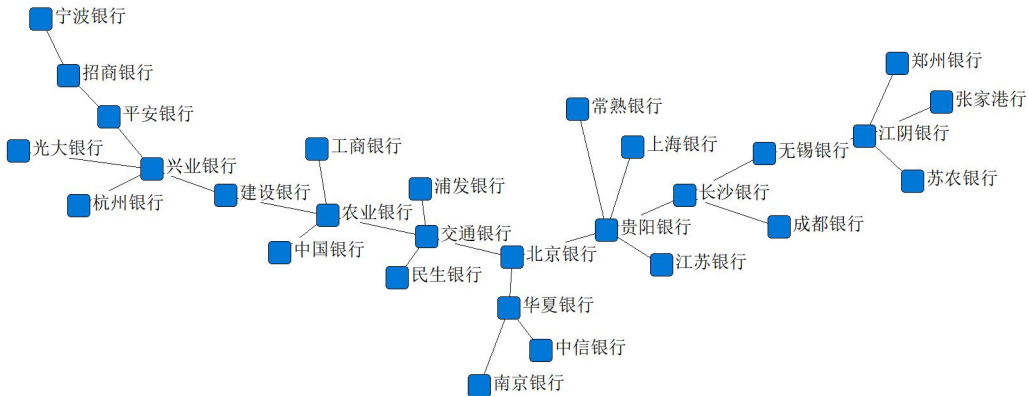


图 4-16 2020 年距离相关系数最小生成树

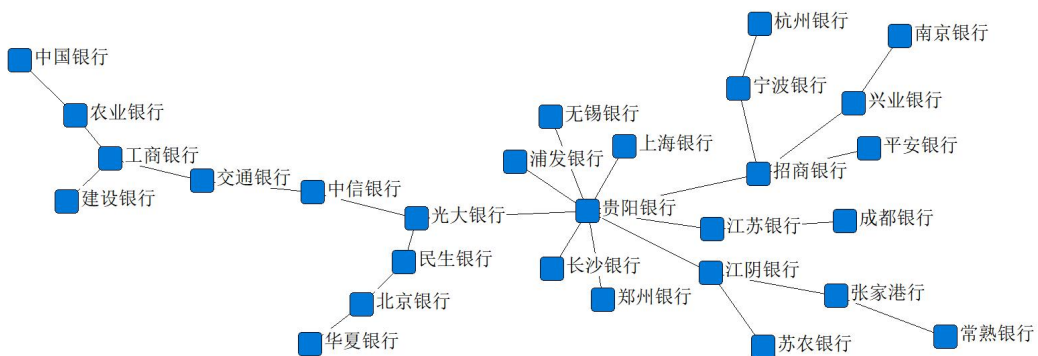


图 4-17 2021 年距离相关系数最小生成树

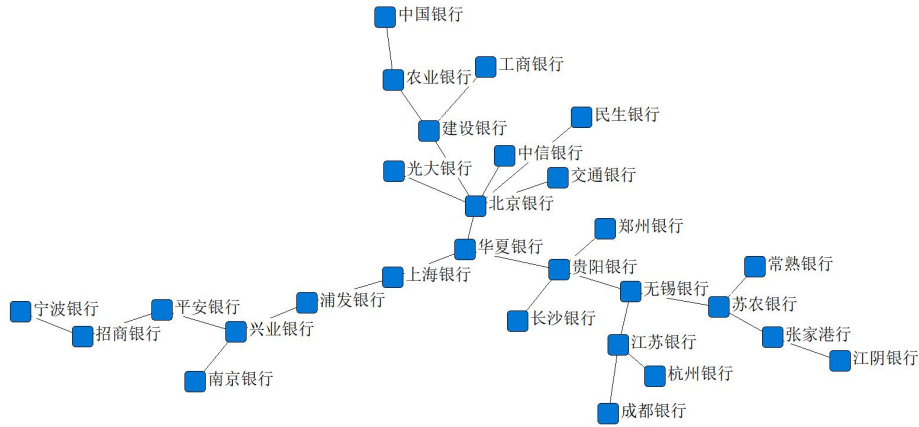


图 4-18 2022 年距离相关系数最小生成树



图 4-19 2023 年距离相关系数最小生成树

以距离相关系数为基础构建的 MST 中，2020 年的最长传导路径是从网络一端的节点宁波银行到另一端节点张家港行(或苏农银行或郑州银行)，此时贵阳银行、兴业银行等占有重要地位。最长路径长度越长，风险在网络中的传导速度就越慢。在 2021 年的 MST 中，贵阳银行处于网络的中心位置，即在发生危机时期，潜在风险最可能通过此节点在网络中进行传播，进而蔓延至整个网络。2022 年处于中心节点的银行则转变为北京银行，需要对其进行关注。2023 年最小生成树中平安银行、上海银行、张家港行等位于重要位置，连边更多的邻接银行节点，连通性较高。

4.3.2 最小生成树的特征度量

表 4.6 对最小生成树中的树长、最大中心度等性质进行分析，帮助了解风险传染路径。

表 4-6 最小生成树的特征度量

指标	方法	树长	最大中心度	系统重要性节点(度 ≥ 4)
2020 年	Pearson 相关	0.6008	7	贵阳银行(7)、华夏银行(4) 江阴银行(4)
	Spearman 相关	0.6195	6	交通银行(6)、北京银行(4) 贵阳银行(4)、长沙银行(4) 农业银行(4)
	距离相关	0.2148	5	贵阳银行(5)、兴业银行(4) 江阴银行(4)、交通银行(4) 农业银行(4)
2021 年	Pearson 相关	0.8627	7	贵阳银行(7)、工商银行(5) 招商银行(4)、光大银行(4)
	Spearman 相关	0.8123	9	贵阳银行(9)、招商银行(4) 光大银行(4)
	距离相关	0.3524	9	贵阳银行(9)、招商银行(4)
2022 年	Pearson 相关	0.7256	5	贵阳银行(5)、浦发银行(4) 江苏银行(4)、苏农银行(4) 郑州银行(4)
	Spearman 相关	0.6580	6	北京银行(6)、兴业银行(4) 贵阳银行(4)、无锡银行(4)
	距离相关	0.2441	6	北京银行(6)、贵阳银行(4)
2023 年	Pearson 相关	0.7704	7	平安银行(7)、中国银行(5) 张家港行(5)、工商银行(4) 苏农银行(4)
	Spearman 相关	0.7313	6	平安银行(6)、张家港行(5) 上海银行(4)
	距离相关	0.2919	6	平安银行(6)、上海银行(6) 张家港行(5)

由表 4.6 知，三种相关系数均是新冠感染发生期间即 2020 年的最小生成树的树长最短，表明这个时期平均两个银行股票价格间的平均相关系数较高，关联性较强，整体关联网紧密，风险的传染速度快。Pearson 网络与 Spearman 网络计算得出的树长的数值能较为相近，距离相关网络的树长与之比较数值较小，这与相关系数计算出距离数值的计量方式不同有关。最小生成树中具有最高的最大中心度的银行与更多的其他银行相连接，在银行系统中有着重要位置，换言之比较于其他银行更容易受到外界突发事件的冲击，并且冲击后产生的影响更大。

文章中将度中心性大于等于 4 的节点称为系统重要性节点。网络里节点的度

越高，所面临及传播风险的可能性就越大。在三种相关系数构建的 2020~2023 年最小生成树网络中，发现贵阳银行最多次出现在系统重要性节点中，揭示了其关键地位。贵阳银行 2021 年营业收入同比有所下降，在一定程度上可说明新冠感染冲击导致经营盈利能力受到影响；次级类贷款迁徙率同比有较大幅度上升，而优质流动性资产有下降，说明其资产质量存在隐患，可能引致信用风险。此外，2020 年至 2021 年间贵阳银行有 5 次董监人员变化，反映了贵阳银行管理体系的不稳定性。因此，贵阳银行值得重点关注。

最小生成树来研究风险传染路径，能帮助找到网络的重要节点。发生危机时的网络较为脆弱，传染路径变短，风险容易在此时出现和扩散。而危机后一段时间的市场变化也需时刻关注，此时市场虽在逐渐恢复，但风险暴露具有一定的滞后现象，潜在风险依旧较大。

4.3.3 动态过程

通过上述对三类系数建立的阈值网络与 MST 网络的分析，知 2020 年网络的关联度最高，且 Spearman 和距离相关系数能捕捉到些许非线性相关性。下面借助 Spearman 系数对 2020 年期间各银行间的关联特征进一步分析研究。图 7 和 8 给出了 2020 年银行间 Spearman 阈值网络密度及聚类系数的动态变化过程。

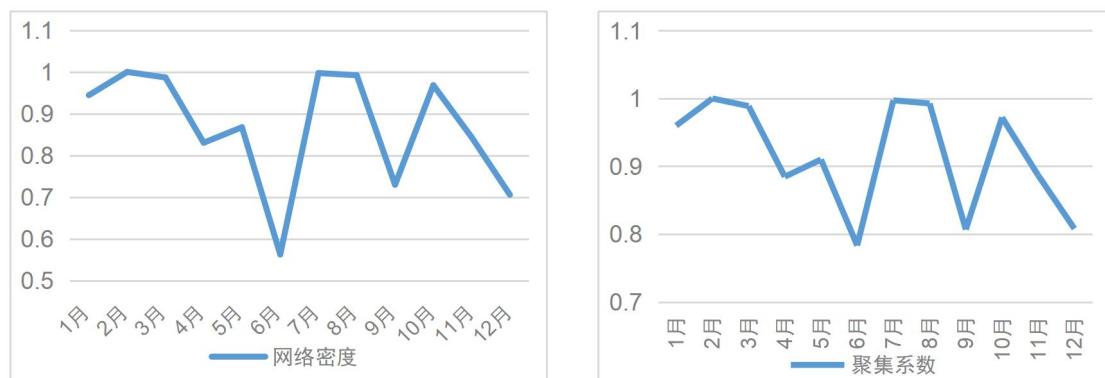


图 4-20 2020 年 Spearman 网络密度折线图与聚类系数折线图

2020 年年初新冠病毒感染突然爆发，我国经济受到剧烈冲击，危机的发生使得银行间网络的密度与聚类系数有着一定幅度的上升，整个银行体系关联水平增高。面对新冠病毒感染，我国政府迅速反应，结合实际情况采取相关政策，将经济逐步拉回正轨，2020 年第 2 季度，我国经济逐步恢复正增长，此时银行间

网络的关联水平降低。进入 3、4 季度，国内病毒感染形势向好发展，但国外病毒感染出现了快速传播现象，对我国外部经济环境产生了明显影响，境外病例的不断输入与本土病例的间歇出现，使经济产生弹性变化，各银行间的关联性亦有起伏。

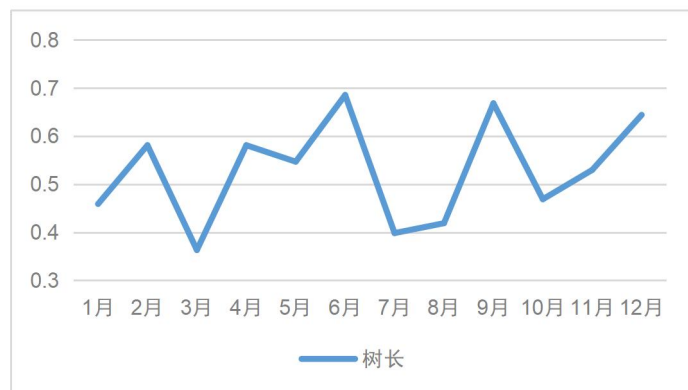


图 4-21 2020 年 Spearman 系数 MST 树长折线图

图 9 可看出，2020 年整体 MST 长度呈上下波动趋势，最高达到 0.69 左右，最低只有 0.36，此时网络紧密程度达到最大，风险传导的速度也最快。2020 年伊始，我国经济受到新冠病毒感染大规模冲击出现负增长，银行业信贷需求有一定下降，部分企业产生坏账风险增大，银行利息净收入以及利差面临下行的压力。面对危机，国家采取了灵活适度的货币政策，有效缓解了疫情对经济造成的负面冲击。2020 年 1~4 月，央行 3 次降低存款准备金率，释放长期资金。相关政策的出台有利于进一步引导实体利率下行，扩大银行对实体经济信贷支持的力度，帮助实体经济恢复发展。经过一系列针对性支持政策，货币信贷和社会融资规模合理增长，我国经济稳步恢复。

第 5 章 总结与展望

5.1 总结

新冠病毒感染的突发对于全球金融市场产生了大的影响，债券、外汇、股票、大宗商品等各类资产价格下跌，流动性紧缩情况严重。这种外界的冲击使得金融体系间的关联愈发密切及频繁，而这种关联性常常是非线性的，采取线性相关度量可能会忽略机构间的非线性联系，因此合适恰当的度量方法是能帮助建立更为准确的网络模型。本文采用了 Pearson 相关系数、Spearman 相关系数和距离相关系数三种度量方法，运用阈值法和最小生成树法构建银行股票市场的网络，分析网络的结构特征，研究危机时期风险的传染路径等，实证的结果见下：

(1)通过对 2020~2023 年我国上市商业银行机构间风险传染情况的分析研究，发现多数的金融网络具有小世界特征。分析网络的特征度量，可得网络的聚类系数基本较高(聚类系数最大值为 1)，而平均路径长度和直径多较小，说明银行间网络具有小世界特征。

(2)根据三种关联性度量方法，建立相应网络计算特征数值并研究比较，得出在我国银行金融网络中，相比较于 Pearson 线性相关，Spearman 相关及距离相关能较好的获取到机构间的线性与非线性关联，亦能较好的反映银行之间风险传染情况。

(3)对 2020~2023 年银行网络间的风险传染实证结果知，新冠病毒感染发生期间和新冠病毒感染过后的网络结构有一定变化，风险传播的途径也有改变。2020 年受新冠感染影响，市场风险增加，投资者为避免风险变得相对保守，实体经济带来的下行压力使得银行风险有所上升。三种度量方式建立的阈值网络的密度、聚类系数均达到了最大值 1，平均路径长度有所减少，说明各银行间关联程度加强了。这个时期的各个最小生成树的树长也缩短了，节点间联动性加强，网络更加密集些，风险传导效应有所增强。而在新冠感染高峰过一段时间内，网络可能比危机期间还要密集，说明此时风险仍然较高，依然得保持高度警惕，关注各银行动态。

(4)通过网络能够找到我国上市银行的重要节点,有助于对银行业的监管,维护金融体系的稳定。在最小生成树中节点度相对较大,并处于网络的重要位置,对金融体系的稳定有着一定的影响。三种相关系数构建的 2020~2023 年最小生成树网络中,发现贵阳银行最多次出现在系统重要性节点中,揭示了其关键地位,值得监管当局重点关注。

5.2 建议

本文借助 28 家我国上市商业银行的股票收盘价格,通过三种度量方式构建了银行间网络模型,对银行系统的风险传染以及重要性银行进行分析,并在此基础上,提出基于宏观审慎监管框架的政策意见。

(1)我国政府应进一步完善监管体系,对金融市场风险进行整体把握。银行机构之间的关联性会随着合作的加深而增强,对某银行的冲击往往会使得金融风险传播到其他机构中。金融市场发生危机时,网络会变的紧密,传播风险的速度也会加快,使得市场产生激烈动荡,对经济带来重大影响。因此不仅需要提高银行业防范风险的意识,也需监管部门识别监控部分关键的节点机构,找出风险传染的潜在路径,通过对关键机构的有效监管及传染潜在路径的提前免疫,控制风险传播扩散的速度和影响范围,降低风险的破坏力,进一步维护金融系统的稳定。

(2)商业银行自身业应建立有效的风险管理架构,提高自身的风险识别能力。当前中国经济稳步向好。但新冠病毒变化带来的潜在性风险仍存在,商业银行信贷等不良压力依旧较大,市场风险管理方面仍面临着考验。商业银行应当设定符合自身发展的目标,改善资产质量,完善风险监测管理机制,进一步提升防范和化解金融风险的能力。

5.3 展望

本文还存在不足之处,未来还有进一步研究之处。

(1)本文在建立金融网络时,仅仅选取了 28 家上市银行,选取的银行数量有限,可能会使得研究结果存有一定误差。随着上市银行数量的增多,获取的信息也会更加全面,可以进一步提高模型的准确性。

(2)本文建立的网络主要是以股票收益率为基础来刻画的，未考虑例如同业拆借等业务形成的网模型。除此之外，本文建立的阈值网络为无向网络，未从有向的方面进行考察，可在后续研究中探索。

参考文献

- [1] Mantegna R N. Hierarchical structure in financial markets[J]. The European Physical Journal B, 1999, 11(1): 193-197.
- [2] Boginski V, Butenko S, Pardalos P M. Statistical analysis of financial networks[J]. Computational Statistics and Data Analysis, 2004, 48(2): 431-443.
- [3] Boss M, Elsinger H, Summer M, et al. The network topology of the interbank market[J]. Quantitative Finance, 2004, 4(6): 677-684.
- [4] Onnela J P, Kaski K, Kertész J. Clustering and information in correlation based financial networks[J]. The European Physical Journal B, 2004, 38(2): 353-362.
- [5] Bech M L, Atalay E. The topology of the federal funds market[J]. Physica A: Statistical Mechanics and its Applications, 2010, 389(22): 5223-5246.
- [6] Billio M, Getmansky M, Lo A W, et al. Econometric measures of system risk in the finance and insurance sectors[J]. Journal of Financial Economics, 2012, 104(3): 535-559.
- [7] Diebold F X, Yilmaz K. On the network topology of variance decompositions: measuring the connectedness of financial firms[J]. Journal of Econometrics, 2014, 182(1): 119-134.
- [8] Xia L S, You D M, Jiang X, et al. Comparison between global financial crisis and local stock disaster on top of Chinese stock network[J]. Physica A: Statistical Mechanics and its Applications, 2018, 490: 222-230.
- [9] Brunetti C, Harris J H, Mankad S, et al. Interconnectedness in the interbank market[J]. Journal of Financial Economics, 2019, 133(2): 520-538.
- [10] 孙博文, 孙百瑜, 刘天立等. 中国股市的拓扑结构及其复杂性质研究[J]. 黑龙江大学自然科学学报, 2006, 3: 366-369.
- [11] 吴翎燕, 韩华, 宋宁宁. 基于相关系数和最佳阈值的股票网络模型构建[J]. 复杂系统与复杂性科学, 2013, 10(4): 49-55+85.
- [12] 李岸, 栗亚亚, 乔海曙. 中国股票市场国际联动性研究——基于网络分析方法[J]. 数量经济技术经济研究, 2016, 33(8): 113-127.

- [13] 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[J]. 金融研究, 2016, 8: 95-110.
- [14] 谢赤, 边慧东, 王纲金. 牛熊市视角下股票关联网络动态拓扑结构研究——以上证 50 指数为例[J]. 复杂系统与复杂性科学, 2017, 14(1): 66-74.
- [15] 刘超, 郝丹辉, 唐孝文等. 基于复杂网络的金融风险跨市场传导机制研究——以金融危机时期(2007-2009 年)数据为例[J]. 运筹与管理, 2018, 27(8): 155-161+181.
- [16] 张伟平, 庄新田, 李延双. 股指极端波动下中国股票市场网络拓扑结构[J]. 东北大学学报, 2018, 39(10): 1511-1515.
- [17] 王超, 何建敏, 马静. 基于共同持有资产的银行间接关联网络研究[J]. 中国管理科学, 2019, 27(11): 23-30.
- [18] 张金林, 孙凌芸. 复杂网络理论下跨市场金融风险传染机制与路径研究[J]. 中南财经政法大学学报, 2020, 2: 110-121.
- [19] 孙晶晶. 基于复杂网络的“一带一路”沿线国家股市关联特征及其系统性风险研究[D]. 南京信息工程大学, 2023.
- [20] Allen F, Gale D. Financial contagion[J]. Journal of Political Economy, 2000, 108(1): 1-33.
- [21] Elsinger H, Lehar A, Summer M. Risk assessment for banking systems[J]. Management Science, 2006, 52(9): 1301-1314.
- [22] Müller J. Interbank credit lines as a channel of contagion[J]. Journal of Financial Services Research, 2006, 29(1): 37-60.
- [23] Cont R, Moussa A, Santos E B E. Network structure and systemic risk in banking systems[J]. Social Science Electronic Publishing, 2013, 6(5): 327-368.
- [24] Büyüksahin B, Robe M A. Speculators, commodities and cross-market linkages[J]. Journal of International Money and Finance, 2014, 42: 38-70.
- [25] Hautsch N, Schaumburg J, Schienle M. Financial network systemic risk contributions[J]. Review of Finance, 2015, 19(2): 685-738.
- [26] Reboredo J C, Rivera-Castro M A, Ugolini A. Downside and upside risk spillovers between exchange rates and stock prices[J]. Journal of Banking and Finance, 2016, 62: 76-96.

- [27] Xie W S, Wagner N, Sundhararajan, et al. Risk spillover in financial markets based on support vector quantile regression[J]. Journal of Intelligent and Fuzzy Systems, 2021, 40(2): 2337-2347.
- [28] 鲍勤, 孙艳霞. 网络视角下的金融结构与金融风险传染[J]. 系统工程理论与实践, 2014, 34(9): 2202-2211.
- [29] 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.
- [30] 方意, 郑子文. 系统性风险在银行间的传染路径研究——基于持有共同资产网络模型[J]. 国际金融研究, 2016, 6: 61-72.
- [31] 杨子晖, 周颖刚. 全球系统性金融风险溢出与外部冲击[J]. 中国社会科学, 2018, 12: 69-90+200-201.
- [32] 胡利琴, 胡蝶, 彭红枫. 机构关联、网络结构与银行业系统性风险传染——基于 VAR-NETWORK 模型的实证分析[J]. 国际金融研究, 2018, 6: 53-64.
- [33] 高翔. 我国银行体系关联性及其金融传染机制研究——基于网络分析方法[D]. 华中科技大学, 2018.
- [34] 杨子晖, 陈雨恬, 陈里璇. 极端金融风险的有效测度与非线性传染[J]. 经济研究, 2019, 54(5): 63-80.
- [35] 许晔. 基于尾部风险网络的中国金融机构重要性研究[J]. 宏观经济研究, 2019, 11: 102-111.
- [36] 宫晓莉, 熊熊, 张维. 我国金融机构系统性风险度量与外溢效应研究[J]. 管理世界, 2020, 36(8): 65-83.
- [37] 杨子晖, 陈里璇, 陈雨恬. 经济政策不确定性与系统性金融风险的跨市场传染——基于非线性网络关联的研究[J]. 经济研究, 2020, 55(1): 65-81.
- [38] 苗子清, 张涛, 党印. 中国银行体系系统性金融风险传染研究——基于 24 家 A 股银行的大数据与机器学习分析[J]. 金融评论, 2021, 13(5): 58-74+124-125.
- [39] 吴筱菲, 朱淑珍, 王苏雪. 基于 DAG-SEM 模型的中美股票市场间信息溢出研究[J]. 运筹与管理, 2021, 30(9): 172-179.
- [40] 贺毅岳, 戴欣远, 高妮. 知识图谱视角下我国股票市场风险传染研究[J]. 运筹与管理, 2022, 8: 1-9.

- [41] 吴朋薇. 基于风险溢出的股市双层风险传染模型[J]. 河南科学, 2024, 42(1): 98-105.
- [42] Watts D J, Strogat S H. Collective dynamics of ‘small-world’ networks[J]. Nature, 1998, 393(6684): 440-442.
- [43] Barabási A L, Albert R. Emergence of scaling in random networks[J]. Science, 1999, 286, (5439): 509-512.
- [44] Girvan M, Newman M E J. Community structure in social and biological networks[J]. Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America, 2002, 99(12): 7821-7826.
- [45] Li X, Chen G. A local-world evolving network model[J]. Physica A Statistical Mechanics and its Applications, 2003, 328(1-2): 274-286.
- [46] Székely G J, Rizzo M L, Bakirov N K. Measuring and testing dependence by correlation of distances[J]. The Annals of Statistics, 2007, 35(6): 2769-2794.
- [47] Székely G J, Rizzo M L. Brownian distance covariance[J]. The Annals of Applied Statistics, 2009, 3(4): 1236-1265.
- [48] Huang W Q, Zhuang X T, Yao S. A network analysis of the Chinese stock market[J]. Physica A: Statistical Mechanics and its Applications, 2009, 388(14): 2956-2964.
- [49] Nobi A, Maeng S E, Ha G G, et al. Effects of global financial crisis on network structure in a local stock market[J]. Physica A: Statistical Mechanics and its Applications, 2014, 407: 135-143.
- [50] 吴亚楠. 基于复杂网络和向量自回归模型的股票关联性和因果性分析——以江苏省主板股票为例[D]. 南京师范大学, 2022.

附 录

Pearson 相关系数直方图和概率密度分布图

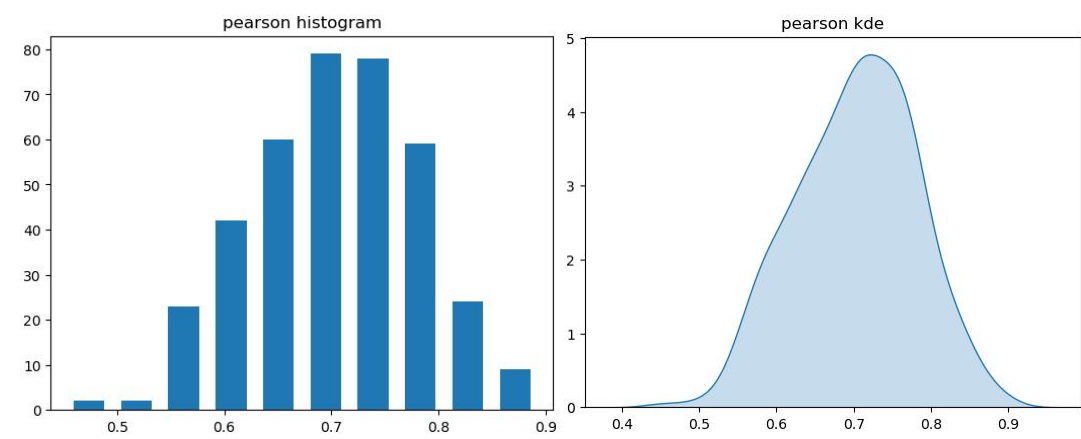


图 1 2020 年 Pearson 相关系数直方图和概率密度分布图

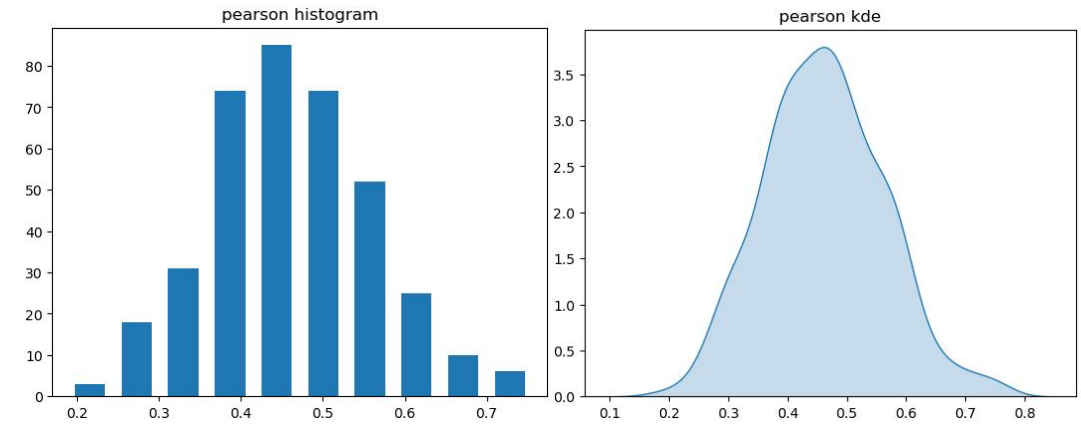


图 2 2021 年 Pearson 相关系数直方图和概率密度分布图

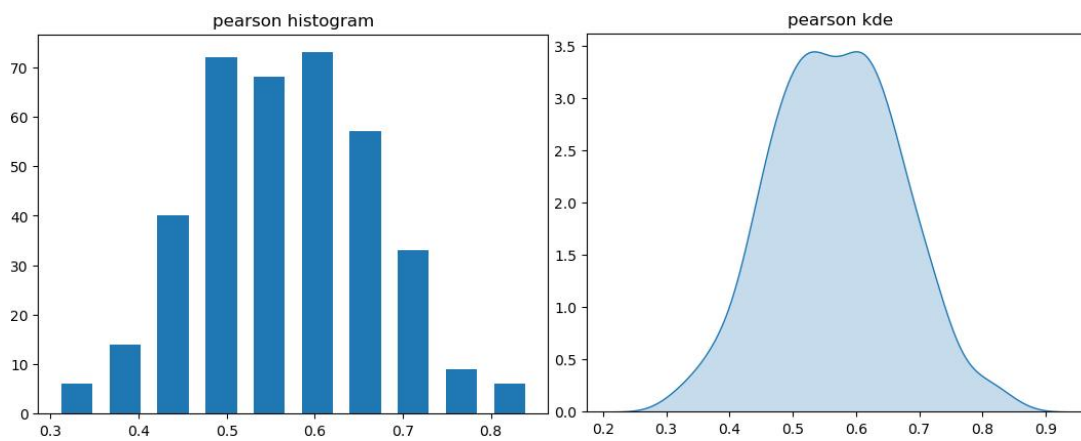


图 3 2022 年 Pearson 相关系数直方图和概率密度分布图

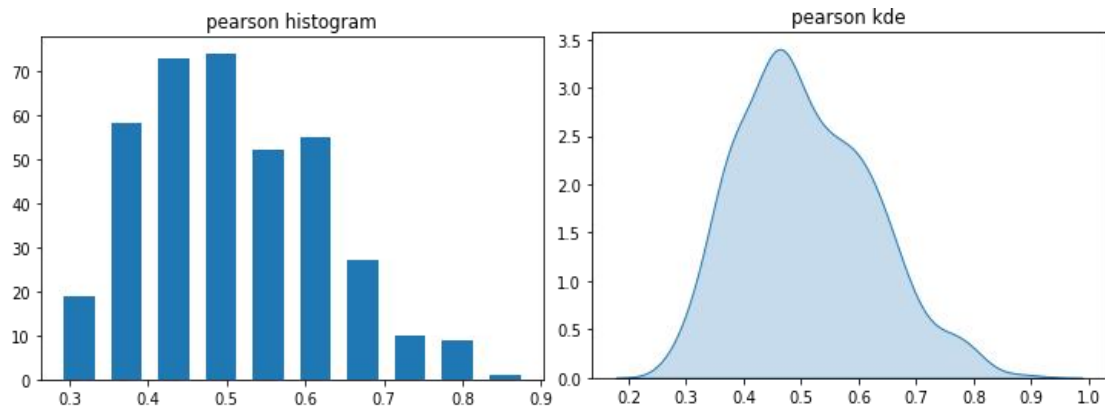


图 4 2023 年 Pearson 相关系数直方图和概率密度分布图

Spearman 相关系数直方图和概率密度分布图

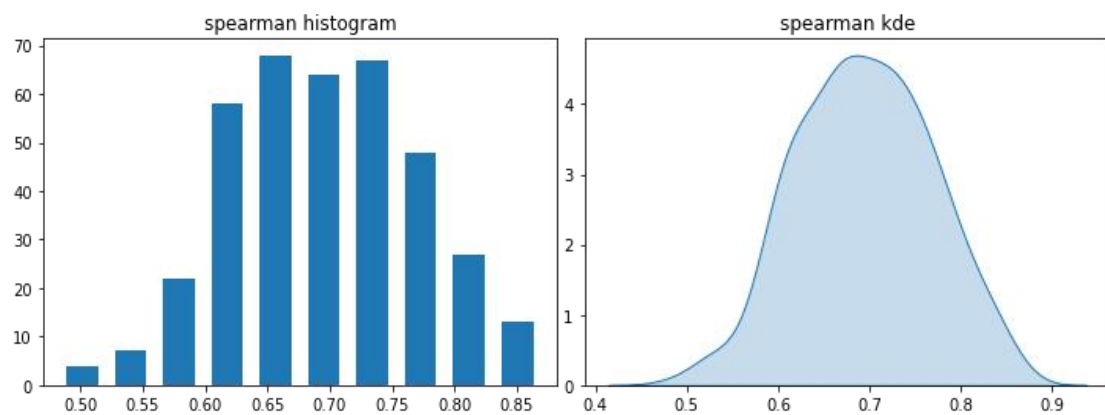


图 5 2020 年 Spearman 相关系数直方图和概率密度分布图

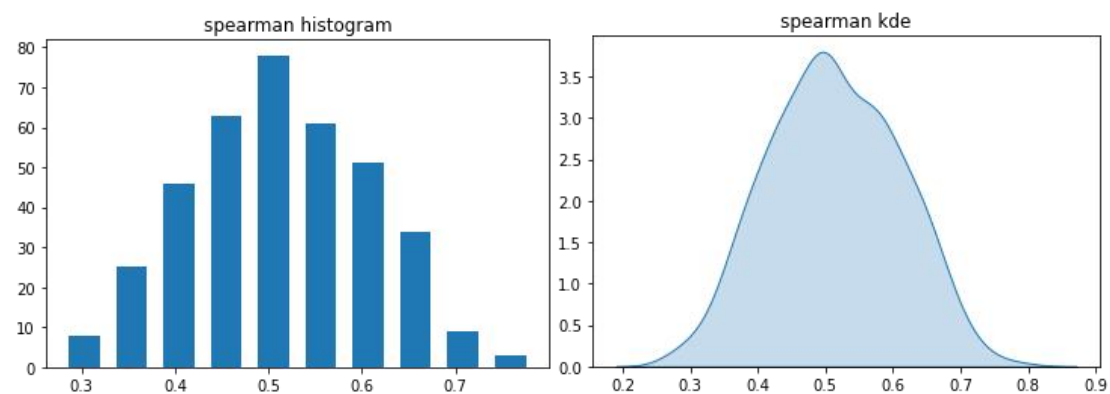


图 6 2021 年 Spearman 相关系数直方图和概率密度分布图

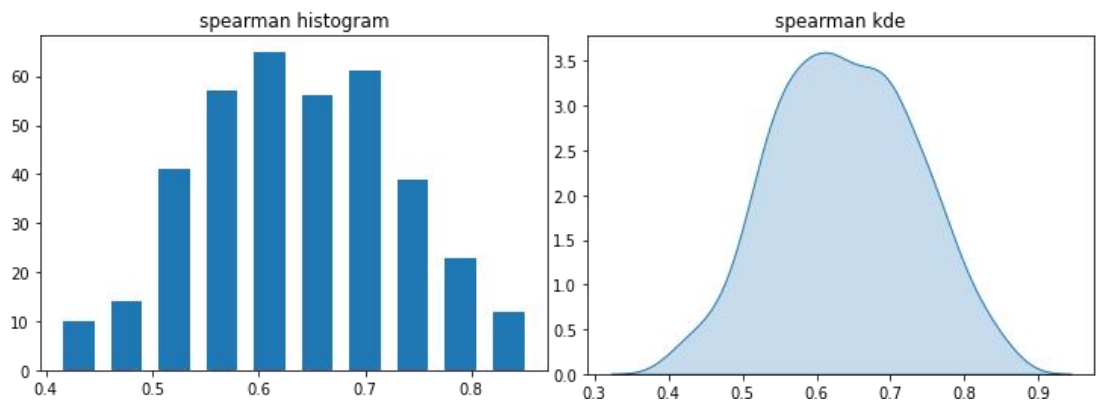


图 7 2022 年 Spearman 相关系数直方图和概率密度分布图

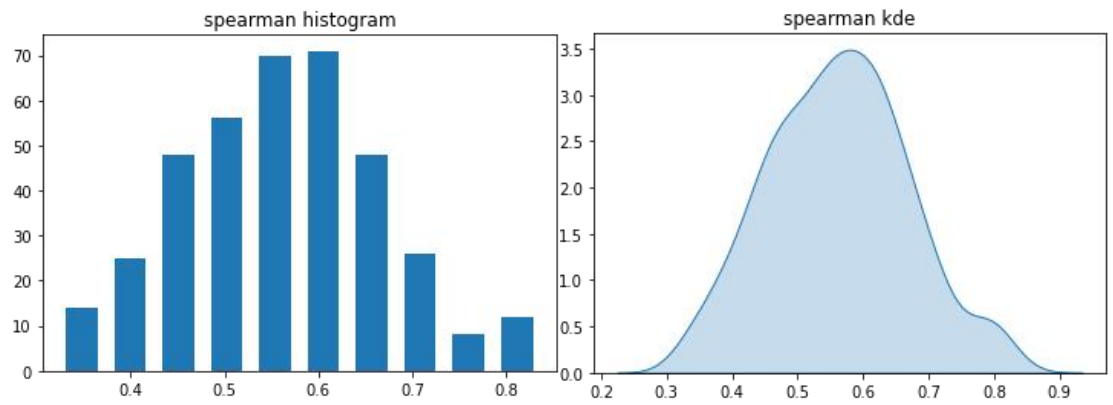


图 8 2023 年 Spearman 相关系数直方图和概率密度分布图

攻读硕士期间取得的学术成果

学术论文:

[1]赵雅琪, 李志民. 非线性关联网络的我国上市银行风险传染分析[J].安徽工程大学学报. (已录用)

致谢

文末搁笔，忽觉岁短。三年前怀着对研究生生活的憧憬踏入校园，在安工程经历的一切仍历历在目。完成这篇毕业论文也意味着我的学生时代就此告一段落了，纵有万般不舍，但也要道声再见，继续前进。

首先由衷的感谢我的导师李志民教授，感谢老师在研究生生涯里对我的指导和帮助。在读研期间，李老师以渊博的专业知识和平易近人的处事态度让我受益良多。仍旧记得金融工程实验室里的论文汇报，在学术研究中遇到困难时，老师给予的指导。在找工作遇到挫折，对未来有点迷茫时，老师也给予了建议帮助。同时也要感谢研究生期间所遇到的所有老师，感谢你们对我的教诲与帮助。祝愿所有老师生活圆满，工作顺利！

还要感谢家人的陪伴和支持。漫漫求学路离不开家人的无条件支持，感谢家人对我每一次选择的理解与支持，在失意时给予我鼓励，任性时给予我宽容，难过时耐心听我吐露心声，你们是我前进路上最大的底气。愿家人身体健康、事事如意。

一路走来幸得朋友们一直陪伴在我身边，给予我无限包容、安慰和鼓励。希望我们能在各自的领域闪闪发光也好，普普通通也好，都能成为自己想要成为的人。愿大家前程似锦，万事胜意。

感谢这三年的人生经历，尽管一路跌跌撞撞但也从未想过放弃。那些宝贵又温暖的帮助，让我不断地了解自己、认识自己，让我能够以更从容、更平和的心态迎接人生的新篇章。

山水有相逢，来日终可期！