

分类号: (F832)

单位代码: 10363

密 级: 公开

学 号: 2221010105

题 目 复杂网络视角下重要金融机构识别问题
研究

英文并列

题 目 The Study on Identifying Important Financial
Institutions from the Perspective of
Complex Networks

学生姓名: 孔志

指导教师: 李志民 教授

专 业: 金融

研究方向: 金融风险

论文答辩日期: 2025 年 5 月 14 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：孔志

日期：2025 年 5 月 14 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：孔志

指导教师签名：李志

日期：2025 年 5 月 14 日

日期：2025 年 5 月 14 日

复杂网络视角下重要金融机构识别问题研究

摘 要

党的二十大报告中强调要完善现代金融监管，强化金融稳定保障体系，牢牢守住不发生系统性金融风险底线。《中国金融稳定报告 2024》中也指出要切实维护金融稳定大局，把防控风险作为金融工作的永恒主题。可见防范系统性风险仍是我国经济工作的重中之重。随着我国金融体系不断发展和完善，金融机构之间的联系日益紧密，这使得系统性风险能够通过金融网络迅速传播。识别和评估系统重要性金融机构意义重大，这既是实施宏观审慎政策的必然要求，也是防范系统性风险的必要前提。

本文借助于复杂网络理论对系统重要性金融机构准确识别的问题进行了研究，通过复杂网络不仅可以追踪风险的传染路径，对风险来源进行探究，还能够识别出金融系统中的重要机构。基于 35 家中国上市金融机构的日收益率和日极差波动率数据，提出复杂网络的生成方法以构建阈值网络和最小生成树网络，并分别在两种网络下对系统重要性金融机构进行识别。在阈值网络下结合网络的拓扑结构给出了识别系统重要性金融机构的指标体系，通过网络瓦解方法和对金融机构的系统风险贡献度进行测度，分析影响风险贡献度的因素，验证了中心性指标的有效性。基于金融机构间的距离矩阵通过 Kruskal 算法构建了最小生成树网络，对最小生成树网络的特征指标以及枢纽节点进行分析，最后通过主成分分析法构建综合中心性对系统重要性金融机构进行识别，并比较了收益率和波动率在识别重要机构上的差异。

研究结果主要有：（1）由收益率和波动率构建的阈值网络均表现出明显的小世界效应，表明金融机构之间的关联极为紧密，风险容易

在金融网络中传染；（2）阈值网络下系统重要性金融机构大部分为银行机构和证券机构，特别注意的是证券业在金融网络中的影响已经快超过银行业，符合当今“太关联而不能倒”的观点；（3）在系统风险贡献中，银行业依然是最高的，系统风险贡献具有时变特征，不仅在危机期间会上升，在经济繁荣期也会出现上升；通过回归分析发现网络中心性指标与系统风险贡献之间具有显著的正向关系；（4）最小生成树网络会在风险发生时关联变得紧密，在网络中处于枢纽位置的多为银行业和证券业的金融机构；（5）利用主成分分析法所构建的综合中心性指标识别的重要性金融机构也多为银行业和证券业的机构，其中东北证券多次出现在综合中心性排名第一的位置，值得监管部门关注。

关键词：复杂网络，距离相关系数，重要性金融机构，最小生成树，系统风险贡献

THE STUDY ON IDENTIFYING IMPROTANT FINANCIAL INSTITUTION FROM THE PERSPECYIVE OF COMPLEX NETWORKS

ABSTRACT

The report of the 20th National Congress of the Communist Party of China emphasizes the need to improve modern financial regulation, strengthen the financial stability and firmly hold the bottom line of avoiding systemic financial risks. The "China Financial Stability Report 2024" also points out the importance of maintaining the overall financial stability and making risk prevention and control the eternal theme of financial work. Clearly, preventing systemic risks remains a top priority for China's economic work. As China's financial system continues to develop and improve, the connections between financial institutions are becoming increasingly tight, which allows systemic risks to spread rapidly through the financial network. Identifying and assessing systemically important financial institutions is of great significance, as it is both a necessary requirement for implementing macroprudential policies and a crucial prerequisite for preventing systemic risks.

This study investigates the accurate identification of systemically important financial institutions using complex network theory. Complex

networks not only allow for tracking the transmission paths of risks and exploring the sources of risks, but also help identify key institutions in the financial system. Based on the daily return and daily range volatility data of 35 listed financial institutions in China, this study proposes a method for generating complex networks to construct threshold networks and minimum spanning tree networks, and identifies systemically important financial institutions in both networks. In the threshold network, an indicator system for identifying systemically important financial institutions is provided based on the network's topological structure. Through network breakdown methods and measuring the system risk contribution of financial institutions, factors influencing risk contribution are analyzed, and the effectiveness of centrality indicators is validated. A minimum spanning tree network is constructed based on the distance matrix between financial institutions using Kruskal's algorithm, and the network's structural metrics and hub nodes are analyzed. Finally, principal component analysis is used to build a composite centrality measure to identify systemically important financial institutions, and the differences between return and volatility in identifying key institutions are compared.

The main research findings are as follows: (1) Both the threshold networks constructed from returns and volatility exhibit small-world effects, indicating that the correlations among financial institutions are tight, and risks can easily spread through the financial network; (2) In the

threshold network, most of the SIFIs are banking and securities institutions. Notably, the influence of the securities industry in the financial network has nearly surpassed that of the banking industry, aligning with the concept of "too connected to fail."; (3) The banking industry still contributes the most to system risk, and the system risk contribution exhibits time-varying characteristics, increasing not only during crises but also during economic booms. Regression analysis shows a significant positive relationship between network centrality indicators and system risk contributions; (4) The minimum spanning tree network becomes more tightly connected during risk events, with banking and securities institutions often occupying hub positions within the network; (5) The systemically important financial institutions identified using the composite centrality indicator, constructed through principal component analysis, are also predominantly from the banking and securities sectors, with Northeast Securities frequently ranking first in composite centrality. This institution is worthy of attention from regulatory authorities.

KEY WORDS: Complex network, distance correlation coefficient, systemically important financial institutions, minimum spanning tree, systemic risk contribution

目录

摘 要.....	I
ABSTRACT.....	III
第 1 章 绪论.....	1
1.1 研究背景及意义	1
1.1.1 研究背景	1
1.1.2 研究意义	3
1.2 研究现状	4
1.2.1 系统重要性金融机构识别	4
1.2.2 系统金融风险的测度	6
1.2.3 系统金融风险传染研究	7
1.2.4 文献评述	8
1.3 研究内容	9
第 2 章 理论基础.....	11
2.1 复杂网络理论基础	11
2.1.1 复杂网络基本概念	11
2.1.2 复杂网络类型	11
2.1.3 复杂网络的拓扑结构指标	12
2.2 CoVaR 理论	14
第 3 章 基于阈值网络的系统重要性实证研究.....	16
3.1 样本数据选取与统计分析	16
3.1.1 样本数据选取	16
3.1.2 统计分析	17
3.1.3 相关性分析	20
3.2 阈值网络构建与分析	22
3.2.1 基于距离相关系数金融机构的阈值网络构建	22
3.2.2 阈值网络的整体特征分析	26
3.2.3 阈值网络的节点中心性特征分析	27
3.3 中心性有效性检验	30
3.3.1 基于阈值网络瓦解指标有效性检验	30
3.3.2 基于系统风险贡献的有效性检验与分析	32
第 4 章 基于最小生成树网络的系统重要性实证研究.....	37
4.1 最小生成树构建	37
4.2 最小生成树网络的重要节点的识别	43
4.2.1 最小生成网络特征度量	43
4.2.2 综合中心性	44
第 5 章 总结与展望.....	49
5.1 总结	49
5.2 建议	50

5.3 展望	50
参考文献.....	52
攻读硕士期间发表的论文.....	56
致 谢.....	57

第 1 章 绪论

1.1 研究背景及意义

1.1.1 研究背景

随着全球经济的快速发展和一体化程度的加深，全球金融系统间的关联性和依赖性也在增加。这使得金融风险传染速度变得更快，影响范围变得更大，一旦某一市场或重要性金融机构发生危机，会使得风险迅速通过金融系统进行传染，给国家乃至全球带来危机。历史上，全球金融系统发生了多次金融危机，例如 17 世纪荷兰郁金香事件，1997 年的亚洲金融危机，2008 年的美国次贷危机，2010 年的欧洲主权危机。2016 年德意志银行的巨额亏损事件以及 2023 年欧美银行风险事件。这些危机事件均给全球金融系统造成严重破坏，使全球经济的发展发生停滞乃至倒退。同时这些危机使人们意识到系统性金融风险所带来的危害和系统重要性金融机构在金融体系稳定运行中的关键作用，也促进了人们对系统性金融风险 and 重要性金融机构的研究和认识。各国政府将维持金融市场的稳定，防范系统性风险作为国家经济工作中的重中之重。金融监管机构也将监管框架向宏观审慎进行转变，宏观审慎监管是从宏观、逆周期的角度来对系统性金融风险进行防范，维护金融系统的稳定，其所使用的主要工具包括逆周期杠杆率以及对系统重要性金融机构的监管等。由此可见，对重要性金融机构进行识别是实施宏观审慎政策的必然要求。自从 2008 年金融危机之后，加强对系统重要性金融机构的监管、提出附加资本要求、防范“大而不能倒”的风险也成为全球金融监管改革的一条主线。金融稳定理事会（FSB）、巴塞尔银行监管委员会（BCBS）等国际金融监管组织先后制定了全球重要性金融机构的评估认定和监管框架。政策框架主要包括以下几项内容：明确系统重要性金融机构的评估认定标准，提出更高的资本缓冲和总损失吸收能力要求，在公司治理和风险管理等方面提出更高的监管期望，提升系统重要性金融机构可处置性。全球系统重要性金融机构是由国际监管组织从机构的不同维度，如规模、关联性、复杂性等方面来进行认定的。FSB 于 2011 年起发布全球系统重要性银行名单，在最初的名单中，我国仅有中国银行入选。而根据 2024 年 11 月发布的最新名单如表 1-1 所示，我国已有四家银行位列

其中。以中国为代表的新兴市场在全球金融市场中扮演着愈发重要的角色，但是这些新兴市场的监管制度还不是太完善，可能会成为全球金融市场系统性风险的潜在隐患。

回顾国内，当前我国面临着复杂性、严峻性、不确定性不断上升的外部环境，以及国内社会预期偏弱、经济上升基础不稳固的内部压力。这将导致我国金融体系面临诸多矛盾，金融风险频发。另外随着我国金融体系的发展，金融机构联系间的联系愈加紧密，系统性风险在金融体系中的传染性得到进一步增强。因此，为了保障我国金融体系的稳健运行和经济的健康发展，需要对系统性风险进行预防和控制，识别出潜在的金融风险，加强对金融体系中关键节点的监查。2018 年底，中国人民银行、银保监会和证监会联合印发《关于完善系统重要性金融机构监管的指导意见》，提出以规模、关联性、复杂性等维度构建系统重要性金融机构识别体系。2023 年底，金融监管总局发布《系统重要性保险公司评估办法》把保险业也纳入重要性金融机构的认定范围。《中国金融稳定报告(2024)》中指出，要健全金融稳定保障体系，强化风险源头防控和检测预警，实现风险早识别、早预警、早暴露、早处置，并完善系统重要性金融机构的评估指标，促进系统重要性金融机构稳健经营和健康发展，不断夯实金融体系稳定的基础。党的二十大报告指出，要进一步完善完善系统重要性金融监管体系，守住不发生系统性金融风险的底线。

随着金融体系的快速发展，金融机构之间的联系更加紧密，并通过各种业务往来建立了金融网络体系。其中，系统重要性金融机构对金融网络体系的稳定发挥着重要作用，其一旦发生危机或者倒闭会产生巨大的负外部效应，可能会引发系统性风险对金融体系造成严重的破坏。因此，对系统重要性金融机构进行识别是防范系统性风险的必要前提，同时这也是宏观审慎政策的必然要求。复杂网络方法为研究系统风险提供了有力的工具，紧密联系的金融体系可以被视为一个复杂的网络系统，金融机构及其之间的相互关系则可以被视为组成网络的节点和边。通过复杂网络不仅可以看到金融风险的传染路径，对风险来源进行探究，还能够通过网络拓扑指标体系对金融系统中的重要机构进行识别。

表 1-1 全球系统重要性银行

附加资本要求	银行名称	附加资本要求	银行名称
2.5%	美国摩根大通集团	1%	交通银行
2%	美国花旗银行	1%	纽约梅隆银银行
2%	英国汇丰银行	1%	法国大众储蓄银行
1.5%	中国银行	1%	荷兰安智银行
1.5%	美国银行	1%	日本瑞穗实业银行
1.5%	法国巴黎银行	1%	美国摩根士丹利集团
1.5%	英国巴克莱银行	1%	加拿大皇家银行
1.5%	德意志银行	1%	西班牙桑坦德银行
1.5%	中国建设银行	1%	法国兴业银行
1.5%	中国工商银行	1%	渣打银行
1.5%	三菱日联金融集团	1%	美国道富银行
1.5%	瑞银集团	1%	日本三井住友金融集团
1.5%	中国农业银行	1%	加拿大多伦多道明银行
1.5%	美国高盛集团	1%	美国富国银行
1.5%	法国农业信贷银行		

1.1.2 研究意义

本文以中国上市金融机构为研究对象，基于复杂网络理论，通过对金融机构之间的相关性分析，对重要性金融机构的识别问题进行了研究与分析，具有重要的理论和现实意义。

从理论意义来看，当前学术界在识别系统重要性金融机构的方法主要有指标法、收益分布法和复杂网络法^[1]。指标法主要是通过选取金融机构的资产规模、杠杆率、流动性等一些关键指标，并根据一定的权重体系来对金融机构的重要性进行量化和评估。该方法优点是比较简单快捷，但在指标的选取和权重的设定上具有一定的主观性，识别结果可能具有较大的波动性。收益分布法是通过研究金融机构的收益分布特征，对金融机构的系统风险贡献进行度量，进而实现对金融机构重要性的评估。复杂网络法是通过构建金融机构间的关联网络，然后再对关联网络的中心性指标体系和风险传递机制进行研究，来实现对重要性金融机构的识别。鉴于现代金融体系的复杂性以及金融机构的高度关联性，复杂网络法已经成为研究金融机构系统重要性的主流方法。本文以金融机构的收益率和波动率数

据为基础来构建了金融网络，并从这两个维度对系统重要性金融机构进行识别。现有研究大多数只从金融机构的系统风险贡献度或金融机构相互关系中的一个方面来考虑金融机构的重要性，考虑的不够全面。本文不仅考虑了金融机构之间的关系和金融机构的系统风险贡献度，还对这两者之间的相互关系进行了回归分析，使用网络攻击的方法验证了中心性指标的有效性，并构建了最小生成树网络，利用主成分分析法构建了综合中心性指标，使识别框架更为系统和全面。

从现实意义上来看，历史上多次金融危机都是由于关键金融机构发生危机或倒闭所导致的，有效识别并监管系统重要性金融机构对于维护金融体系稳定意义重大。同时，系统重要性金融机构的识别也是实施宏观审慎政策的必然要求。故本文对于识别系统重要性金融机构的问题进行了一系列的研究分析。

目前的多数研究都是以银行机构为主体，在现实中，金融体系中包括多种类型的金融机构，并不仅仅只有银行，并且随着金融体系的发展完善，金融机构之间的联系也在变得紧密，风险的来源也在变得多元化。只对银行机构进行研究过于片面，有可能造成低估系统性金融风险。本文以四个主要的金融行业机构为主体，对其系统重要性进行研究，并对它们的系统风险贡献度进行了测度。研究结果有助于监管机构更加有效的对系统重要性金融机构进行监督管理，维护金融系统的稳定。

1.2 研究现状

1.2.1 系统重要性金融机构识别

系统重要性金融机构是指那些如果发生倒闭可能会引发金融危机的金融机构。这些机构由于其规模、复杂性以及与其他金融机构和市场的紧密联系，对于金融系统的正常运行至关重要。识别系统重要性金融对金融体系稳定、风险防范和控制、政策制定等方面具有重要意义。系统重要性金融机构的识别方法可以分为指标法、收益分布法和复杂网络法^[1]。

指标法的研究始于国际货币基金组织等国际组织提出的识别重要性金融机构的指标体系。巴曙松和高江建（2012）^[2]基于全球系统重要性金融机构的识别方法并与中国银行业的实际情况相结合，采用五种指标对系统重要性银行进行识别。周强和杨柳勇（2014）^[3]在同一框架下比较三种常用的市场模型法与指标法

在识别重要性银行上的差别。收益分布法是通过分析金融机构的收益分布等指标,评估其对系统风险的贡献,进而实现系统重要性的评估。Adrian and Brunnermeier (2016)^[4]首次运用金融机构的系统风险贡献(ΔCoVaR)对系统重要性机构进行识别。Acharya et al. (2012)^[5]运用 SRISK 方法对金融机构的系统风险贡献度进行度量。苏明政等 (2013)^[6]采用成分预期损失法对我国银行的系统重要性进行了度量。Banulescu and Dumitresu (2015)^[7]基于市场数据,运用成分期望损失方法并与金融机构的期望亏损和规模相结合得到了金融机构的风险度,以此来识别金融机构的重要性。Brownless and Engle (2017)^[8]以 SRISK 指标和金融机构的规模和杠杆率相结合对重要性金融机构进行识别。Grundke and Tuchscherer (2019)^[9]比较 MES、SRISK、 ΔCoVaR 三种指标对金融机构系统金融风险度量上的差异,并与金融网络模型进行结合以识别陷入困境后对系统造成最大影响的机构。Zhou (2010)^[10]运用多元 EVT 模型测度了银行机构的系统重要性。严兵等 (2013)^[11]运用多元极值模型并结合系统影响指数和附带破坏指数对银行的系统重要性进行静态和动态的分析,发现国内银行重要性排行和规模排序基本一致。

随着金融系统复杂程度以及金融机构间关联程度的提高,使用复杂网络模型来研究金融机构的系统重要性成为当前的主流。Battiston et al. (2012)^[12]基于银行风险敞口网络提出利用 DebtRank 的方法对银行的系统重要性进行度量。Aldasoro and Angeloni (2015)^[13]基于资产负债表数据构建网络提出度量系统重要性的若干标准。Huang et al. (2018)^[14]利用市场数据构造金融机构收益溢出效应网络,通过网络的中心性指标对金融机构的系统重要性进行研究。Fan et al. (2021)^[15]利用贝叶斯方法金融机构的收益率、市场情绪等多个指标进行融合来建立我国金融机构的动态和静态网络,对重要性金融机构进行识别。在国内,网络模型的应用也有很多。贾彦东 (2011)^[16]把金融网络模型纳入系统风险的考量,把金融机构的系统风险分为间接和直接贡献两种方式,发现金融机构的重要性与流动性、杠杆率和金融网络模型的关联度有关。并对中国商业银行的重要性进行了排序。左振宇等 (2012)^[17]利用银行间的同业拆借数据构建银行有向网络模型并根据网络的拓扑结构指标实现对关键银行的识别。欧阳红兵和刘晓东 (2015)^[18]基于金融机构的同业拆借数据构建金融市场的 MST 和 PMFG 网络,对重要性金融机构进行静态和动态的识别,并对风险传染机制进行研究。王丹 (2018)^[19]

运用方差分解的方法构建金融机构的波动溢出网络,并通过三种指数对金融机构的重要性进行评估。邱冬(2018)^[20]利用金融机构的尾部相依性构建了 MST 网络和 PMFG 网络,并生成综合性指标对金融机构的重要性进行识别。宇博等(2021)^[21]运用 Clayton Copula 方法和 MST 网络模型建立金融机构的下尾依赖网络,利用网络拓扑结构指标对金融机构的重要性进行识别。杨科等(2024)^[22]通过 GARCH-COPULA-COVAR 模型对 16 家上市银行的系统风险贡献度进行度量,结合网络模型通过网络的特征指标,对银行的重要性进行排序。徐启发等(2025)^[23]运用 LASSO-QVAR 模型对金融机构间的有效关联进行筛选,构建了有向加权尾部关联网络,结合网络拓扑结构和公司特征对系统重要性金融机构进行识别。

1.2.2 系统金融风险的测度

系统性金融风险指的是金融体系中由于某些因素的变化,导致整个金融系统或其重要部分出现重大问题,从而影响到整个经济体稳定和运行的风险。有效、准确的对系统性金融风险进行测度,是识别和防范系统风险的重要前提。迄今为止,学者们已经提出了多种对系统性金融风险进行测度的方法。Jorion(1997)^[24]提出利用在险价值(VAR)来测度金融市场的风险,该方法可以在给定的置信水平下测度金融资产的最大损失,并能够用于多种金融工具中。但是该方法只能对单个金融机构进行风险测度,不能反应出金融系统的整体风险。为了实现对系统性风险的度量,一些学者利用资产组合风险的方法来度量系统性风险,例如,Acharya et al.(2012)^[5]提出了 MES 指标,在金融系统陷入风险时测量金融机构的期望收益率来度量金融机构对系统风险的边际贡献。Acharya et al.(2017)^[25]提出了 SES 指标,利用 MES 和金融机构杠杆率之间的线性函数来测度系统陷入风险时金融机构的亏损程度。同时,Brownless and Engle(2017)^[26]提出 SRISK 指标来刻画当金融系统陷入危机时,金融机构的资本期望损失程度。Zedda and Cannas(2020)^[27]运用去一法,通过金融机构的资产负债表来测度机构的系统风险贡献度。还有一部分学者通过尾部风险依赖性考察金融危机时机构与系统的相互关系来度量系统性金融风险。其中,最经典的方法是 Adrian and Brunnermeier(2016)^[4]提出条件在险价值(CoVaR)通过 ΔCoVaR 指标来度量金融机构的系统风险贡献度。目前,这种方法在国内得到了广泛的应用,白雪梅和石大龙(2014)

^[28]利用 CoVaR 方法对我国上市金融机构的系统性风险进行度量。白雪和牛锋（2018）^[29]采用 EVT-Copula 方法对金融机构的系统风险贡献进行测度，并对驱动因素和监管工具的有效性进行了检验。李仓舒（2019）^[30]利用 CoVaR 方法测度了新金融业态下的系统性金融风险。郭文伟和王礼昱（2019）^[31]运用 DCC-GARCH-CoVaR 模型对金融子行业和金融机构的风险进行了测度，并基于风险影响的深度和广度对重要性机构进行了识别。宫晓莉等（2020）^[32]利用 AR-DCC-GARCH 模型对金融机构的 ΔCoVaR 和 MES 指标进行测度并运用机器学习和 Logit 模型进行风险预警模拟。王纲金等（2022）^[33]基于 CoVaR 和 TENET 模型构建了金融机构的尾部风险溢出网络，利用改进的 PageRank 对金融机构的风险贡献进行了测度。另外一些学者还通过尾部 β 指标来度量金融风险。李政（2024）^[34]通过构建 β 左尾和右尾系数，对中国行业尾部风险进行监测和预警。

1.2.3 系统金融风险传染研究

对于系统性金融风险传染的研究由来已久，Forbes and Rigobon（2002）^[35]认为金融风险的传染会表现成某个国家遭受风险冲击后，使得跨市场的依赖性显著增加。Acemoglu et al.（2015）^[36]指出当金融机构、市场联系程度增加使金融效率提高的同时也会增加金融系统的脆弱性，为风险的传染提供渠道。Allen and Gale（2000）^[37]认为当金融机构或市场陷入困境时，其风险会通过与其机构获市场的关联关系进行扩散和传播，形成如“多米诺骨牌”的风险传染效应。方意（2021）^[38]基于波动和传染的双重风险视角研究全球外汇市场的传染风险和内部风险成因。

利用复杂网络来研究金融风险已经成为了当前的主流方法，Allen and Gale（2000）^[37]开创性地利用复杂网络对银行间的风险传染进行研究，研究发现网络的紧密程度对金融风险的传染有着显著的影响。Iori et al.（2008）^[39]利用银行拆借市场的数据对网络动态变化进行分析，发现金融网络具有时变的特征。Markose and Giansante（2009）^[40]利用银行的信用违约数据来构建网络研究银行的系统性风险。Gai and Kapadia（2010）^[41]利用复杂网络模型研究了金融机构间的风险传染效应，发现金融网络具有稳健又脆弱的性质。Diebold et al.（2014）^[42]使用方差分解的方法来研究银行之间的相关性网络。在国内，也有许多学者利用复杂网

络来研究金融风险。马君潞（2007）^[43]利用银行的资产负债表数据，运用矩阵法构建了银行的相关性网络对银行的系统风险传染进行了度量。李守伟（2010）^[44]利用银行间的同业拆借数据构建了有向网络，对影响银行系统稳定性的因素进行了研究。方意和郑子文（2016）^[45]将系统重要性银行和传染风险等指标进行结合提出并测度了系统重要性传染路径，发现系统性风险和系统重要性间存在着显著的正向关系。欧阳红兵（2017）^[46]基于我国银行的日收盘价数据构建了银行系统的相关性网络，发现我国银行系统的整体风险比较高。毛昌梅（2020）^[47]利用银行的收盘价数据构建了波动溢出网络，对银行网络的波动溢出性进行了研究。徐付伟（2021）^[1]构建了多重复杂网络，对金融机构间的信息溢出效应、系统重要性金融机构和金融风险的传染进行了研究。发现同行业的风险溢出比跨行业的高，另外银行业更容易传播风险。方意（2023）^[48]基于银行的数据对关联网络进行研究，发现银行间的关联网络具有风险传染和风险分担两种效应。何德旭等（2024）^[49]构建了 14 个国家间的金融网络，对国际重大事件下全球系统性风险传染效应进行计算，发现美国和英国是金融风险的主要输出国家。

1.2.4 文献评述

(1)本文通过对国内外文献进行梳理发现，目前大多数文献都采用传统的线性相关系数构建复杂网络。金融机构之间的相关性具有一定的复杂特征，采用传统的线性相关性度量方法有一定的局限性。本文使用金融机构间的距离相关系数来构建金融网络，相比于传统的皮尔逊等相关系数只能检测变量之间的线性相关性，距离相关系数不仅能检测变量之间的线性关系，还能检测更为复杂的非线性关系。

(2)现有研究大多数只从金融机构的系统风险贡献度或金融机构相互关系中的一个方面来考虑金融机构的重要性，考虑的不够全面。本文不仅考虑金融机构之间的关系和金融机构的系统风险贡献度，还对这两者之间的相互关系进行了回归分析，并且还使用网络攻击的方法验证了中心性指标的有效性，使识别框架更为系统和全面。

(3)大部分研究对于金融机构之间构建的全连接网络没有进行过滤，导致包含的信息太过冗余，本文使用阈值法对冗余的边进行过滤并保留相对有价值的边，

保证了后续研究的有效性。

(4)大部分研究利用复杂网络只用金融机构的一种数据或只构建了一类网络,本文利用金融机构的收益率和波动率数据构建了阈值网络和最小生成树网络,实现对系统重要性金融机构进行识别和分析。

1.3 研究内容

识别和评估系统重要性金融机构成为实施宏观审慎监管政策的关键环节,同时也是防范系统性金融风险的重要手段。本文基于 35 家上市金融的日收益率和日极差波动率数据,提出复杂网络的生成方法以构建阈值网络和最小生成树网络,并分别在两种网络下对系统重要性金融机构进行识别,以此提出相应的政策建议。本文研究内容共分为五个章节。

第一章是绪论,着重对研究的背景、意义以及现状予以归纳概括,同时对本文的研究内容做了阐述,并构建了流程图。

第二章是理论基础,对复杂网络的理论进行了介绍,包括复杂网络的基本概念、网络类型和拓扑结构指标,并对 CoVaR 模型的理论进行了介绍。

第三章是实证分析,基于 35 家上市金融的日收益率和日极差波动率数据,提出复杂网络的生成方法,结合网络的拓扑结构给出了识别系统重要性金融机构的指标体系,通过测度这些机构的系统风险贡献度,分析影响风险贡献度的因素,验证重要性金融机构指标的有效性。

第四章是实证分析,利用距离相关系数的距离矩阵,构建了最小生成树网络,对最小生成树的整体特征进行描述,然后又通过主成分分析法构建了综合中心性指标,比较了中心性指标对识别重要性金融机构的差异,并列出了在综合中心性指标下各年份排名前十的金融机构。

第五章是总结与展望,对本文的研究内容和实证结果进行总结归纳,以此提出相应的对策建议,并对研究不足之处进行了展望。

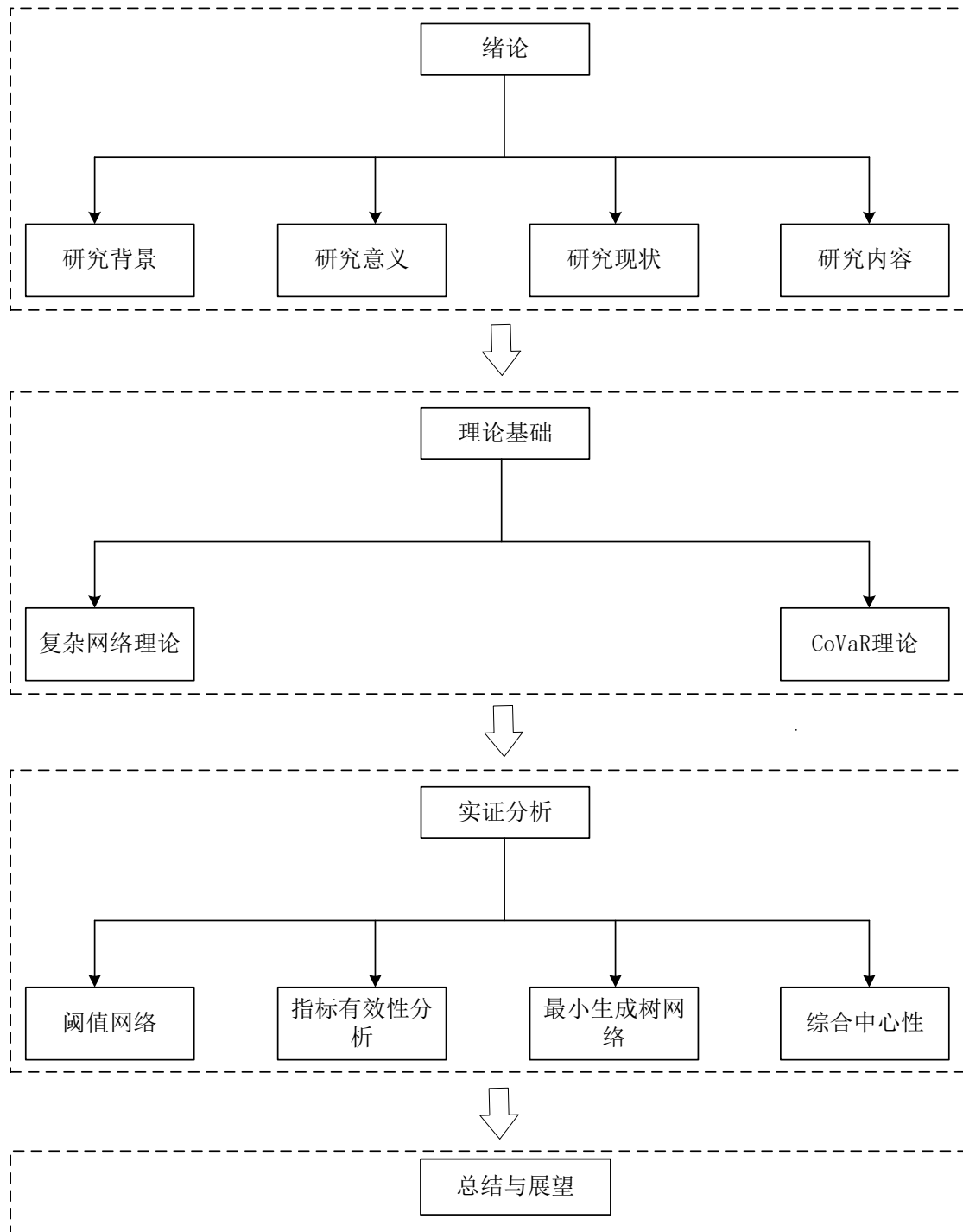


图 1-1 技术路线图

第 2 章 理论基础

2.1 复杂网络理论基础

对于复杂网络的研究最早起源于图论的早期发展，在 19 世纪图论作为数学的一部分开始兴起，早期的图论研究集中在比较简单的图模型上，如欧拉的七桥问题。而且早期的研究主要关注网络的结构和连接，较少涉及到复杂的动态行为和结构特性。在 20 世纪 90 年代，对于复杂网络的研究取得了突破性的发展。美国的物理学家在研究互联网等复杂系统时，发现了小世界现象和无标度网络。现如今，随着复杂网络研究的深入，复杂网络被应用于越来越多的学科研究之中，如计算机科学、金融学等多个领域。

2.1.1 复杂网络基本概念

复杂网络从定义上来看是一种具有高度复杂性的网络，网络通常由节点和边构成：节点是网络中的基本元素，例如金融网络中的每个节点可以代表一个金融机构。边表示连接两个节点的关系或联系，在金融网络中可以表示银行之间的贷款关系、股权关系、支付系统等。网络可以被抽象的视为一个图 $G=(V,E)$ ，其中， V 代表图中的节点集合，而 E 代表图中的边集合。在具体的金融网络中， V 可以表示所选的金融机构，而 E 则表示这些金融机构之间在某些方面的联系，如股价的相关性或资金的流动路径等。

2.1.2 复杂网络类型

复杂网络可以被分为以下几种网络类型。

(1) 规则网络

规则网络是一种特殊类型的网络，这种网络的结构具有高度的有序性，其所有节点的联系关系遵循着固定的模式或规则，通常每个节点与其它节点的连接数是相同的。被广泛用于通信网络、交通网络等领域。

(2) 随机网络

随机网络是指节点之间的连接是随机的，并没有什么特定规律或结构的网络。

随机网络模型中最经典的是 ER 网络模型，在这种网络中所有节点都是按照某一特定概率 p 来进行连接的，边的生成是相互独立的，当 p 足够大时，网络就近似于全连接网络，度是服从二项分布的，并随着节点的增加，会近似服从泊松分布。

$$\bar{f} = p(k-1) \approx px. \quad (2.1)$$

$$p(f) = pxC_n^f p^f (1-p)^{x-f}. \quad (2.2)$$

其中 f 表示的是网络中的度， x 表示的是网络中的节点数量。

由于随机网络能够反映在没有明确的组织和控制下，网络中的节点是如何进行连接到，被广泛应用于理论分析和模拟。

(3)小世界网络

小世界网络的主要特点是具有较高的聚类系数和较短的平均路径，网络中大多数节点能够通过少量的中间节点就能够进行连接。其中比较经典的模型是 WS 模型，该模型的生成方法是先创造一个所有节点都与特定数量的邻居节点进行连接的环形规则网络，然后以概率 p 对网络中的边进行随机重连，随着概率 p 的变化，网络的拓扑结构指标也会发生改变， p 越大，网络的平均路径就越短，表现出明显的小世界效应。小世界网络所具备的一些特性非常符合现实中的一些网络，常被用于描述如社交网络、金融网络等。

(4)无标度网络

无标度网络的度分布服从幂律分布，即度数和节点数量具有以下关系：

$$P(k) \sim k^{-\gamma}. \quad (2.3)$$

其中 $P(k)$ 表示的是度为 k 的节点的概率， γ 是一个在 2 到 3 之间的一个常数。

无标度网络中的平均路径一般是比较短，表现出一定的小世界效应，且该网络具有鲁棒性和脆弱性。无标度网络中比较有名的是 BA 网络模型，该网络的生成过程如下：该网络最早是从一个较小的网络开始，然后不断加入新的节点，新的节点优先与具有较高度数的节点相连，通过这种优先机制，网络的度分布逐渐趋于幂律分布，最后形成无标度特性。

2.1.3 复杂网络的拓扑结构指标

在对复杂网络的研究中,网络的拓扑结构指标可以帮助我们对网络的结构特征进行描述和量化,以此可以更好地对网络的节点和边的分布情况进行分析,找到网络中的关键节点,并且能够对网络的整体形态进行了解。以下是一些比较常用的网络拓扑结构指标。

(1) 聚类系数

聚类系数是用来反映网络关联程度的一个重要指标,它可以对网络节点之间的紧密程度进行量化,网络的聚类系数越大通常表示网络中节点的联系越紧密。聚类系数可以被分为局部聚类系数和全局聚类系数。

$$C = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n C_i \quad \text{其中 } C_i = \frac{2e_i}{k_i(k_i - 1)}. \quad (2.4)$$

其中 C 表示的是全局聚类系数, C_i 表示的是节点 i 的聚类系数, e_i 是节点 i 的邻居之间实际存在的边数, k_i 是节点 i 的度数。

(2) 网络密度

网络密度反映的是网络节点之间连接的紧密程度。网络密度较高表示网络中节点之间的联系较紧密。

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

其中 e 表示的是实际存在的边数, n 表示的是节点的个数。

(3) 度中心性

度中心性是判断节点重要性比较简单直接的办法,是通过与节点直接相连的节点数量来进行衡量的。度中心性越高的节点通常被认为在网络中越重要。

$$DC_i = \frac{k_i}{n-1} \quad \text{其中 } k_i = \sum_{j=1}^n a_{ij}. \quad (2.6)$$

(4) 接近中心性

接近中心性是从某个节点到网络中所有节点的距离的倒数,接近中心性越高表示该节点到其它节点的距离越短,也就更容易与其它节点进行信息的交换。

$$C_c(v) = \frac{1}{\sum_{u \neq v} d(u, v)}. \quad (2.7)$$

其中 $d(u, v)$ 是节点 u 到 v 的最短路径长度。

(5)特征向量中心性

特征向量中心性不仅考虑节点本身的连接数，还考虑连接节点的重要性。一个节点重要性不仅与其自身还与其连接的节点有关。

$$C_E(v) = \frac{1}{\lambda} \sum_{u=1}^n A_{uv} C_E(u). \quad (2.8)$$

其中 λ 是邻接矩阵的最大特征值， A_{uv} 表示节点 u 与 v 之间的连接。

(6)点强度中心性

点强度中心性综合考虑了节点与其直接相连节点的重要性。对于网络节点来说，自身的度数高并不意味着就是重要的节点，还要看与其相邻节点的重要性。点强度中心性是通过综合计算节点和它直接相连节点的度数得到的。

$$SC_i = \sum_{j \in \Gamma_i} w_{ij} \quad \text{其中 } w_{ij} = 1 + k_i(k_j - 1). \quad (2.9)$$

k_i 和 k_j 分别表示的是节点 i 和 j 的度数， Γ_i 表示的是与节点 i 直接相连节点的集合。

2.2 CoVaR 理论

CoVaR 由 Adria and Brunnermeier (2011) [50] 提出，作为一种创新的测量工具，能够有效捕捉金融系统中潜在的外部性和风险溢出效应。具体而言，CoVaR 表示在一定的置信水平下，在某一金融机构的风险水平达到在险价值 (Value at Risk) 时，其它金融机构可能遭受的最大损失。当金融机构 i 处于高风险状况，其风险值达到 VaR_q^i 时，机构 j 的在险价值的表达式为：

$$\Pr(X^j \leq CoVaR_q^{ji} | X^i = VaR_q^i) = q. \quad (2.10)$$

其中，金融机构的收益率为 X^i 。通过 CoVaR 可以测量出某一个金融机构陷入风险时对系统性风险的影响，从而可以把金融机构对金融体系的重要性进行量化。

令 j 表示金融系统，那么金融机构 i 对金融系统的风险贡献即为：

$$\Delta CoVaR_q^{system|i} = CoVaR_q^{system|X^i=VaR_q^i} - CoVaR_q^{system|X^i=Median^i}. \quad (2.11)$$

当金融机构 i 的收益率为 VaR_q^i 时，金融系统的预期收益率的表达式为：

$$CoVaR_q^{system|X^i=VaR_q^i} = VaR_q^{system} | VaR_q^i = \hat{\alpha}_q^i + \hat{\beta}_q^i VaR_q^i. \quad (2.12)$$

结合上式就可以推出金融机构对金融系统的风险贡献:

$$\begin{aligned} \Delta CoVaR_q^{system|i} &= CoVaR_q^{system|X^i=VaR_q^i} - CoVaR_q^{system|X^i=VaR_{50\%}^i} \\ &= \left\{ \hat{\alpha}_q^i + \hat{\beta}_q^i VaR_q^i \right\} - \left\{ \hat{\alpha}_q^i + \hat{\beta}_q^i VaR_{50\%}^i \right\} \\ &= \hat{\beta}_q^{system|i} (VaR_q^i - VaR_{50\%}^i) \end{aligned} \quad (2.13)$$

上式算出的风险贡献是不随时间变化的, 为了考察风险贡献随时间变化的动态特征本文采用的是由 Adrian 和 Brunnermeier(2016)^[4]年提出的方法来计算金融机构系统性风险贡献。其表达式如下:

$$X_t^i = \alpha_i + \gamma_i M_{t-1} + \varepsilon_t^i. \quad (2.14)$$

$$X_t^{sys} = \alpha_s + \gamma_s M_{t-1} + \beta X_t^i + \varepsilon_t^{sys}. \quad (2.15)$$

其中, X_t^i 为金融机构 i 在 t 时刻的收益率, X_t^{sys} 为金融系统在 t 时刻的收益率, M_{t-1} 为状态变量一阶滞后。对上式分别在 q 分位数和 50%分位数上进行回归, 得到下式:

$$VaR_{q,t}^i = \hat{X}_t^i = \hat{\alpha}_i + \hat{\gamma}_i M_{t-1}. \quad (2.16)$$

$$VaR_t^{i,median} = \hat{X}_t^{median} = \hat{\alpha}_m + \hat{\gamma}_m M_{t-1}. \quad (2.17)$$

其中, $VaR_t^{i,median}$ 表示的是金融机构 i 在 t 时刻 50%分位数下的收益率。

金融机构 i 在风险状态下和正常状态下金融系统的条件风险价值分别为:

$$CoVaR_q^{sys|i} = \hat{\alpha}_s + \hat{\beta} VaR_{q,t}^i + \hat{\gamma}_s M_{t-1}. \quad (2.18)$$

$$CoVaR^{sys|i,median} = \hat{\alpha}_s + \hat{\beta} VaR_t^{i,median} + \hat{\gamma}_s M_{t-1}. \quad (2.19)$$

金融机构对金融系统的风险贡献可以表示为:

$$\begin{aligned} \Delta CoVaR_q^{sys|i} &= CoVaR_q^{sys|i} - CoVaR^{sys|i,median} \\ &= \hat{\beta} (VaR_{q,t}^i - VaR_t^{i,median}) \end{aligned} \quad (2.20)$$

第3章 基于阈值网络的系统重要性实证研究

3.1 样本数据选取与统计分析

3.1.1 样本数据选取

本文研究的金融机构是由 16 家银行业、11 家证券业、4 家保险业以及 4 家其他金融机构所组成的，具体研究对象详见表 3-1。样本的时间跨度为 2017 年 1 月 1 日到 2023 年 12 月 29 日，停牌产生的数据缺少，用停牌前最后一天的股价来补充。本文数据来源于国泰安和同花顺，实证采用 Matlab, Ucinet 等软件。本文分别使用金融机构的收益率和波动率数据来构建金融网络模型。本文所用的收益率为对数收益率，波动率则为日度极差波动率。

金融机构日对数收益率计算公式如下：

$$r_t^i = \ln(p_t^i) - \ln(p_{t-1}^i). \quad (3.1)$$

其中 r_t^i 表示的是金融机构 i 在 t 时期的收益率， p_t^i 和 p_{t-1}^i 表示的是金融机构 i 在 t 时期和 $t-1$ 时期的收盘价。

金融机构的日度极差波动率计算公式如下：

$$V_{it} = 0.511(H_{it} - L_{it})^2 - 0.019[(C_{it} - O_{it})(H_{it} + L_{it} - 2O_{it}) - 2(H_{it} - O_{it})(L_{it} - (L_{it} - O_{it}))] - 0.383(C_{it} - O_{it})^2. \quad (3.2)$$

其中 V_{it} 表示的是金融机构在 t 时期的波动率， L_{it} 、 H_{it} 、 O_{it} 和 C_{it} 分别表示金融机构 i 在 t 时期的最低价、最高价、开盘价和收盘价的自然对数。

表 3-1 列出了所分析的金融机构，根据业务类别分为银行、证券、保险以及其它金融机构，并列出了机构名称、股票代码以及英文简称。考虑到停牌天数、代表性等问题，本文选择在各金融行业具有代表性的 35 家金融机构。通过对这些金融机构的系统重要性进行研究分析，有助于帮助监管机构识别出金融系统中的关键节点，预防系统性风险的发生提升金融系统的稳定性。

表 3-1 所分析的金融机构

序号	公司名称	股票代码	英文简写	序号	公司名称	股票代码	英文简写
银行							
1	平安银行	000001	PAB	9	宁波银行	002142	BN
2	北京银行	601169	BOB	10	农业银行	601288	ABC
3	工商银行	601398	ICBC	11	兴业银行	601166	IB
4	光大银行	601818	CEB	12	招商银行	600036	CMB
5	建设银行	601939	CCB	13	中国银行	601988	BOC
6	交通银行	6001328	BCM	14	中信银行	601998	CCIB
7	民生银行	600016	MSB	15	浦发银行	600000	SPD
8	南京银行	601009	BNJ	16	华夏银行	600015	HXB
证券							
17	东北证券	000686	NS	23	长江证券	8.57909	CS
18	光大证券	601788	ES	24	中信证券	9.75305	CITIC
19	广发证券	000776	GFS	25	国元证券	8.16291	GS
20	招商证券	600999	CMS	26	国金证券	8.96657	SLS
21	华泰证券	601688	HTS	27	西南证券	7.65794	SWS
22	海通证券	600837	HS				
保险							
28	中国人寿	601628	CL	30	中国平安	601318	PAI
29	中国太保	601601	CPIC	31	新华保险	601336	NCLI
其它金融机构							
32	国投资本	600061	CICC	34	鲁信创投	600783	LUC
33	华创云信	600155	PBG	35	华金资本	000532	HZJH

3.1.2 统计分析

图 3-1 为四类金融机构的收益率序列图，反映了金融不同子行业（银行、证券、保险和其他金融机构）的日度对数收益率在 2018-2023 的年波动特征，从图中我们可以看到所有金融子行业在 2020 年初都出现了明显的高波动现象，这与全球新冠疫情爆发的时间一致，这反映了疫情对金融市场的不确定性和冲击，另外在 2018 年和 2022 年也表现了高波动，这可能与宏观经济或政策（例如中美贸易战、货币政策调整）有关。另外从图中可以看到，证券行业的波动幅度明显高于其它行业，这可能与证券行业的高杠杆和高风险相关。银行业和保险业的波动相对较低，这应该与它们业务比较稳定，具有较强的抗风险能力有关。其它金融机构的波动具有明显的阶段特征，反映了其业务的多样性以及对外部环境的变化比较敏感。

图 3-2 为四种类型金融机构的波动率的时序图,反映了金融机构在 2017-2023 年期间波动率的动态变化。在图中我们可以看到金融机构的波动率大多数时间都处在较低的位置,只有在个别的时间点上出现了明显的高峰,且高峰的时间点与收益率的相一致,均是在 2018 年和 2020 年间,这表明金融市场受到了较大的冲击,这也与现实情况相符。另外在这四张图中可以明显看到其它金融机构的波动率值是最大的,其次是证券行业,而银行业的波动率值是最低的,造成这种情况的原因可能与它们的业务模式和在金融体系中所处的位置相关。

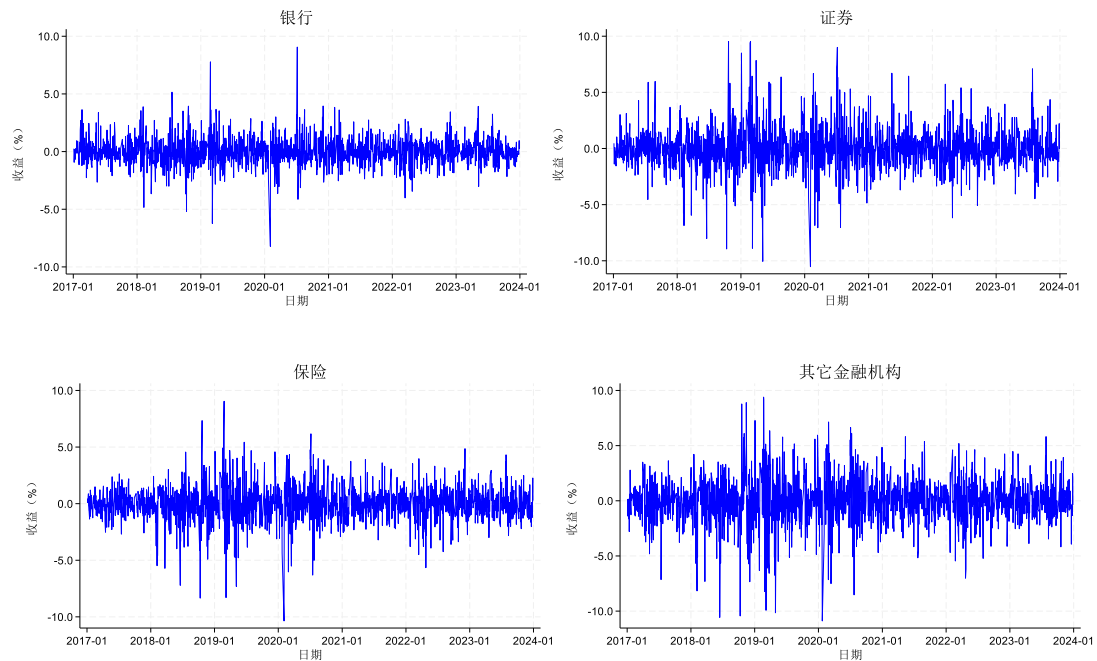


图 3-1 金融机构收益序列图

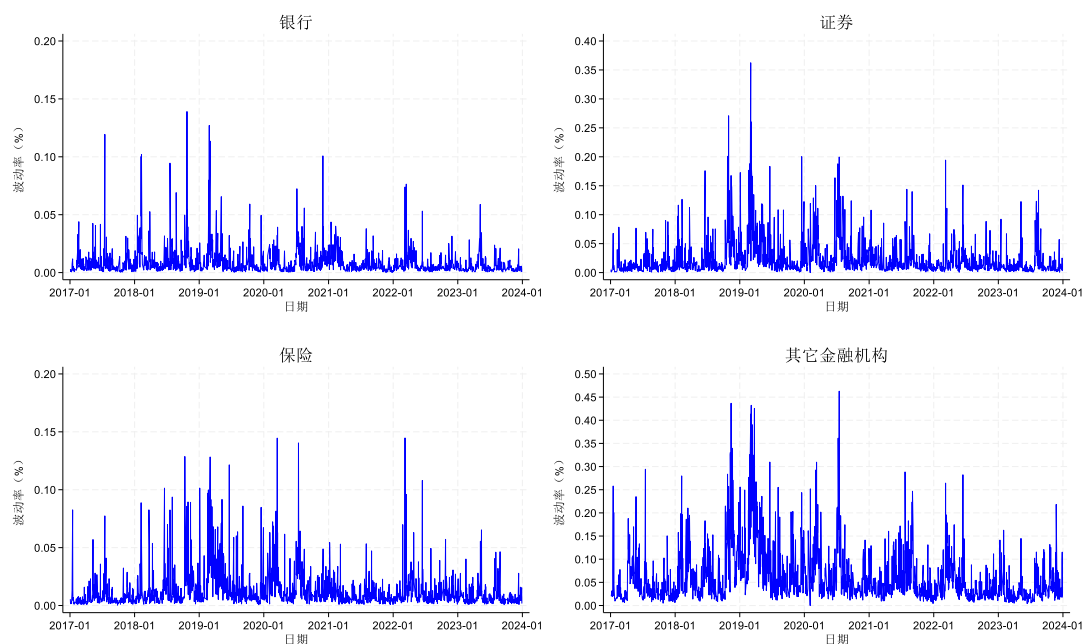


图 3-2 金融机构波动率序列图

表 3-2 部分金融机构日对数收益率描述性统计

金融机构	均值 (%)	最大值 (%)	最小值 (%)	标准差 (%)	偏度	峰度	ADF 统计量
PAB	0.011	10.026	-12.000	2.136	0.297	5.460	-21.956
ICBC	0.036	7.618	-7.683	1.376	0.497	9.387	-20.096
CCB	0.041	10.252	-9.999	1.614	0.429	9.076	-21.540
BNJ	0.019	11.399	-10.725	1.981	0.228	6.519	-20.264
CMB	0.062	11.179	-9.819	2.198	0.358	5.173	-22.805
BOC	0.038	10.120	-6.719	1.218	0.693	12.070	-23.439
NS	-0.0	11.061	-11.133	1.561	0.727	9.753	-19.725
GFS	-0.001	11.306	-11.997	2.216	0.412	8.163	-22.666
CMS	0.006	10.251	-10.347	1.957	0.564	8.967	-23.614
SLS	-0.021	10.008	-10.660	2.312	0.149	7.313	-19.890
CL	0.015	10.583	-11.029	2.310	0.531	6.262	-19.296
NCLI	-0.012	10.916	-11.400	2.442	0.326	5.913	-22.362
CICC	-0.022	10.733	-11.726	2.201	0.323	8.690	-20.338
LUC	-0.038	10.380	-11.570	2.846	-0.034	6.416	-19.141

表 3-3 部分金融机构波动率描述性统计

金融机构	均值 (%)	最大值 (%)	最小值 (%)	标准差 (%)	偏度	峰度	ADF 统计量
PAB	0.037	0.353	0.000	0.041	3.604	24.075	-15.396
ICBC	0.018	0.459	0.000	0.288	5.149	48.732	-13.241
CCB	0.024	0.450	0.000	0.033	4.462	35.428	-13.586
BNJ	0.036	0.484	0.000	0.044	3.457	21.179	-12.129
CMB	0.041	0.547	0.001	0.043	3.769	28.753	-14.113
BOC	0.015	0.335	0.000	0.025	5.373	46.111	-14.135
ES	0.049	0.894	0.000	0.079	4.514	31.858	-11.392
GFS	0.043	0.734	0.000	0.063	4.156	28.205	-15.704
CMS	0.035	1.072	0.000	0.055	6.624	89.487	-19.803
SLS	0.046	0.606	0.000	0.066	3.471	18.323	-13.791
CL	0.044	0.563	0.002	0.050	4.147	29.531	-14.953
NCLI	0.046	0.513	0.001	0.050	3.087	17.124	-13.522
CICC	0.069	0.881	0.000	0.098	3.222	16.310	-9.457
LUC	0.068	1.223	0.000	0.099	3.940	26.522	-15.391

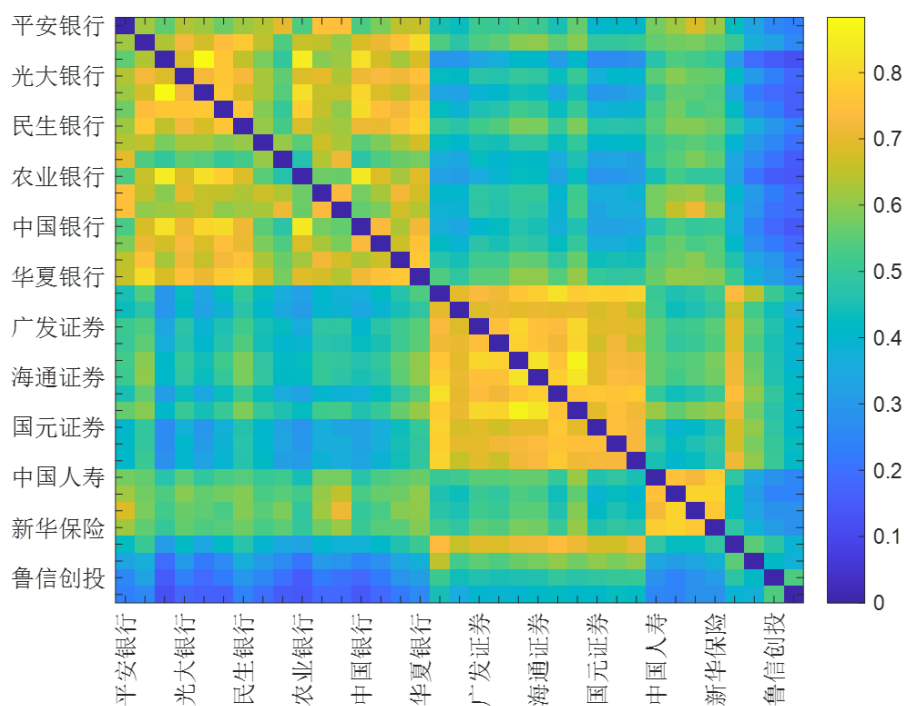
根据公式 (3.1), (3.2) 对表 3-1 所列的金融机构的收益率和波动率进行计算。考虑篇幅问题, 表 3-2, 3-3 分别给出了部分金融机构收益率、波动率的描述性统计。

从表 3-2 和 3-3 中可以看到不同类型金融机构之间的平均收益率和平均波动率都具有较大的差异。具体来说, 银行和保险机构的平均收益率基本上大于 0, 证券和其他金融机构的平均收益率大多数小于 0。从标准差来看, 银行机构的收

益率和波动率的标准差是最小的，而其它金融机构的标准差是最大的。这与现实情况也是相符的，一般来说，银行因为具有稳定的盈利模式和强大的财务基础不会发生太大的波动，而其它金融机构可能会因为市场环境或自身内部的问题发生较大的波动。从偏度和峰度来看，金融机构的收益率和波动率的分布均不服从正态分布，偏度均不为 0，且普遍左偏，峰度也普遍高于正态分布的峰度，具有尖峰的特征。从 ADF 检验来看，金融机构的收益率和波动率的时间序列均为平稳序列，不存在单位根，且在 0.01 的水平下显著。

3.1.3 相关性分析

在构建金融机构之间的相关性网络之前，本文对 35 家金融机构之间的日对数收益率和波动率的相关性进行分析。基于距离相关系数，计算公式如下，使用 Matlab 软件进行绘制，绘制了如图 3-3 所示，金融机构的收益率和波动率相关系数的热力图。热力图通过颜色的深浅变化来反映金融机构间相关系数的大小，颜色越深（接近黄色），表明相关系数越高，两个金融机构之间的关联性也就越强，颜色越浅（接近蓝色）表明相关系数越低，两个金融机构间的联动性也就越弱。



(a)

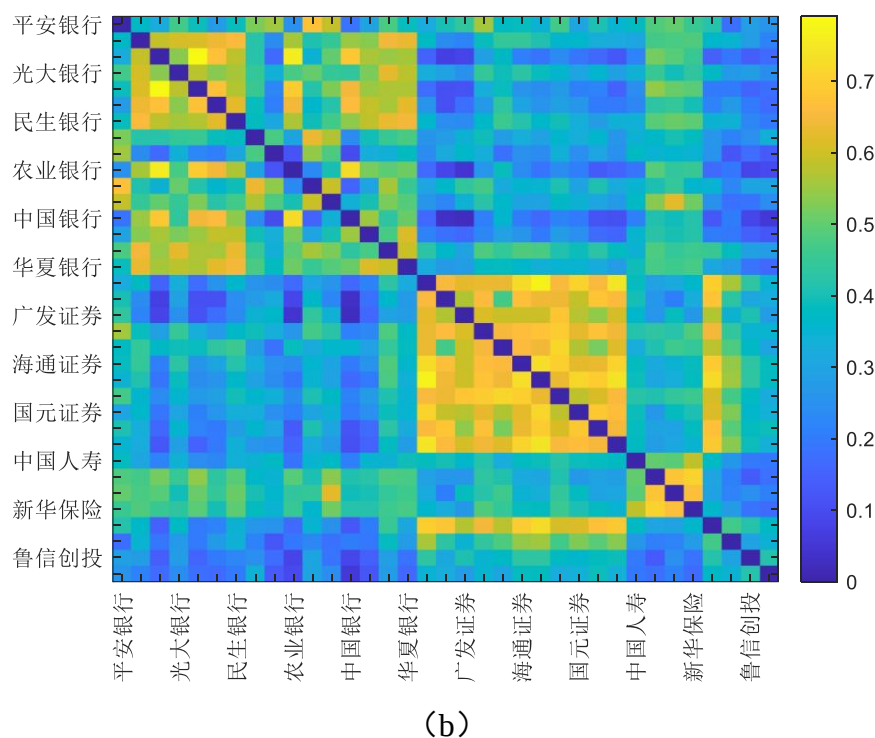


图 3-3 金融机构相关性热力图

在图 3-3 中图 (a) 为金融机构的收益率相关系数热力图，图 (b) 为金融机构的波动率相关系数热力图。为了更加清楚的展示金融机构之间的相关性，本文在研究中将各金融机构的自相关性设定为 0。图中 X 轴和 Y 轴均表示各个金融机构的名称。考虑到空间有限，仅标注了部分金融机构的名称，在 X 轴上自左向右和 Y 轴上自上而下金融机构的排序顺序与表 1 中所一致。从图 3-3 中的热力图可以看到，图中颜色的深浅呈现明显的块状分布。这种分布特征是因为所研究的金融机构包含了四个行业：银行、证券、保险和其他金融机构，这些行业的金融机构内部具有不同程度的相关性，不同行业之间的相关性也不一致。具体来看，在图 3-3(a) 中沿着对角线从左上角到右下角方向，有三块比较明显的黄色区域，这些区域分别对应着银行业、证券业和保险业，这说明这些行业金融机构的内部之间具有较高的相关性，行业内部的联系也更加紧密。特别是证券业和保险业的黄色区域，颜色更深，这说明证券业和保险业内部的相关性是更高的。另外，左下角的颜色块较为暗淡，说明其它金融机构内部的相关性是较弱的。通过对不同行业行业之间的相关性进行风险，可以发现证券业和其他金融机构之间的相关性是较高的，银行业和保险业间也具有较高的相关性。图 3-3 (b) 所显示的波动率

相关性也有相似的结论，只是图 3-3（a）的色块颜色差异更为明显。

这种相关性热力图对于我们研究金融体系和系统性风险具有重要的意义，它能够让我们了解到哪些金融行机构的相关性是比较高的，通过对于具有高相关性的金融机构进行识别，可以对这些金融机构间可能存在的业务联系、市场风险敞口和宏观经济因素的影响进行推测，可以更好的对系统性风险进行预防，对监管体系进行完善。热力图中反映的相关性矩阵也是后面构建复杂网络的关键基础数据。在复杂网络中，金融机构的相关性则转化为网络节点的连接关系和边的权重值，帮助我们对系统重要性机构进行有效识别，对系统性风险和风险传递路径进行有效分析。

3.2 阈值网络构建与分析

3.2.1 基于距离相关系数金融机构的阈值网络构建

距离相关系数不仅能检测变量之间的线性关系，还能检测更为复杂的非线性关系。由于金融时间序列具有波动集聚性，非正态性等复杂特征，因此金融机构之间的相关性也具有一定的复杂特征，采用距离相关系数是比较合理的，其计算过程如下：

考虑一个金融系统，金融机构 i 和 j 的收益率序列分别为记为 $(X_1, X_2, \dots, X_n)$ $(Y_1, Y_2, \dots, Y_n)$ ，其中 X_K 和 Y_K 分别表示金融机构 i 和 j 的第 K 日的对数收益率，机构 i 和 j 的收益率序列间的距离矩阵分别记为 A 和 B ，其中 A 和 B 的元素的计算公式如下：

$$A_{KL} = \|X_K - X_L\| \quad B_{KL} = \|Y_K - Y_L\|. \quad (3.3)$$

我们将距离矩阵进行中心化，得到机构 i 和 j 的中心距离矩阵 $\tilde{A}$ 和 $\tilde{B}$ ：

$$\tilde{A}_{KL} = A_{KL} - \bar{A}_{K\cdot} - \bar{A}_{\cdot L} + \bar{A} \quad \tilde{B}_{KL} = B_{KL} - \bar{B}_{K\cdot} - \bar{B}_{\cdot L} + \bar{B}. \quad (3.4)$$

其中 $\bar{A}_{K\cdot}$ 是矩阵 A 的第 K 行的平均值， $\bar{A}_{\cdot L}$ 是矩阵 A 的第 L 列的平均值， $\bar{A}$ 是矩阵 A 的所有元素的平均值， $\bar{B}_{K\cdot}$ 是矩阵 B 的第 K 行的平均值， $\bar{B}_{\cdot L}$ 是矩阵 B 的第 L 列的平均值， $\bar{B}$ 是矩阵 B 所有元素的平均值。

进一步计算距离协方差，金融机构 i 和 j 的距离协方差为：

$$V_n^2(X, Y) = \frac{1}{n^2} \sum_{K=1}^n \sum_{L=1}^n \tilde{A}_{KL} \tilde{B}_{KL}. \quad (3.5)$$

计算金融机构 i 和 j 的距离方差：

$$\begin{aligned} V_n^2(X) &= V_n^2(X, X) = \frac{1}{n^2} \sum_{K=1}^n \sum_{L=1}^n \tilde{A}_{KL}^2 \\ V_n^2(Y) &= V_n^2(Y, Y) = \frac{1}{n^2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \tilde{B}_{KL}^2 \end{aligned} \quad (3.6)$$

从而可以定义金融机构 i 和 j 的距离相关系数 ρ_{ij} 为下式的平方根：

$$\rho_{ij}^2 = \begin{cases} \frac{V_n^2(X, Y)}{\sqrt{V_n^2(X) V_n^2(Y)}}, & V_n^2(X) V_n^2(Y) > 0 \\ 0, & V_n^2(X) V_n^2(Y) = 0 \end{cases} \quad (3.7)$$

下面构造距离矩阵，为了排除自相关性的干扰，将相关系数矩阵对角线上的元素设其为 0。为了满足欧几里得度量公理，将相关系数矩阵进行适当的量化使其转换为距离矩阵。其元素的计算公式如下：

$$D_{ij} = \sqrt{2(1 - \rho_{ij})}. \quad (3.8)$$

为了将矩阵转换为 0-1 矩阵，首先将金融机构之间的欧式距离转换为连接权重，然后再使用阈值法建立金融机构之间的复杂网络模型。各个金融机构之间距离的倒数为复杂网络建模中各节点的连接权重，计算公式如下：

$$W_{ij} = \frac{1}{D_{ij}}. \quad (3.9)$$

由上式可以得到金融机构间的权重矩阵 $(W_{ij})_{N \times N}$ ，包含了 35 家金融节点间的连接权重关系。两家金融机构之间的距离越小则权重越大，表明两家金融机构在复杂网络中更高的关联性。

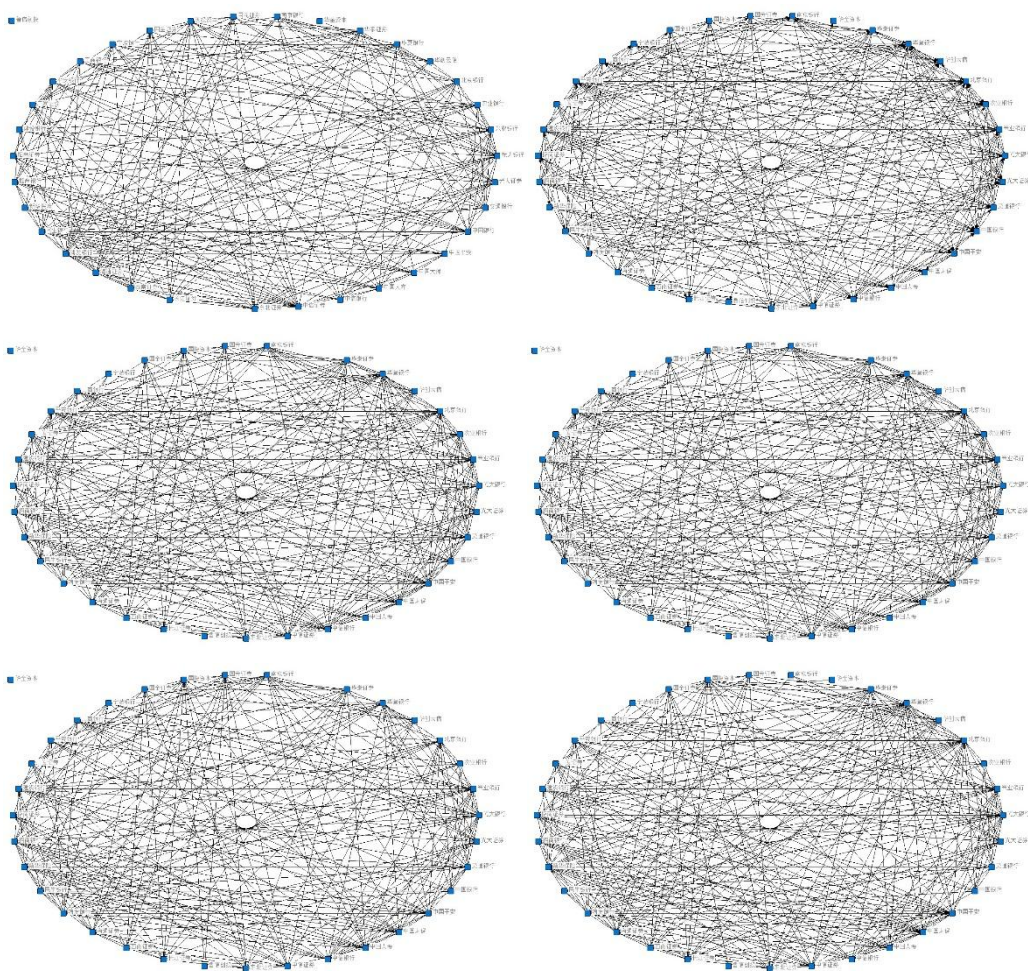
由于权重矩阵 W 构建的网络是全连接网络，所包含的信息太过冗余。为了过滤掉冗余的边，并在网络中保留相对有价值的边。引入了阈值法来对权重矩阵进行阈值化处理，阈值法的原则是通过制定合理的阈值来过滤两个金融机构之间的连接权重以此来确定两个金融机构之间是否存在连边。将连接权重矩阵的全局

平均值 θ 来做相对应的阈值，权重大于阈值则设为 1，小于阈值的设为 0，由此生成 0-1 的邻接矩阵 $(w'_{ij})_{N \times N}$ ，如下所示：

$$W'_{ij} = \begin{cases} 1, W_{ij} > \theta \\ 0, W_{ij} < \theta \end{cases} \quad (3.10)$$

$(w'_{ij})_{N \times N}$ 为最终构建的复杂网络模型，其中每一个节点就代表一个金融机构，只有当两家金融机构之间的连接权重大于阈值 θ 时建立连边，否则不建立连边。

下面展示了 2017 年至 2023 年间金融机构的距离相关系数阈值网络图。



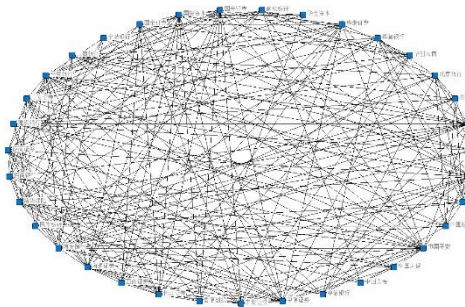


图 3-4 2017-2023 年金融机构收益率距离相关系数阈值网络图

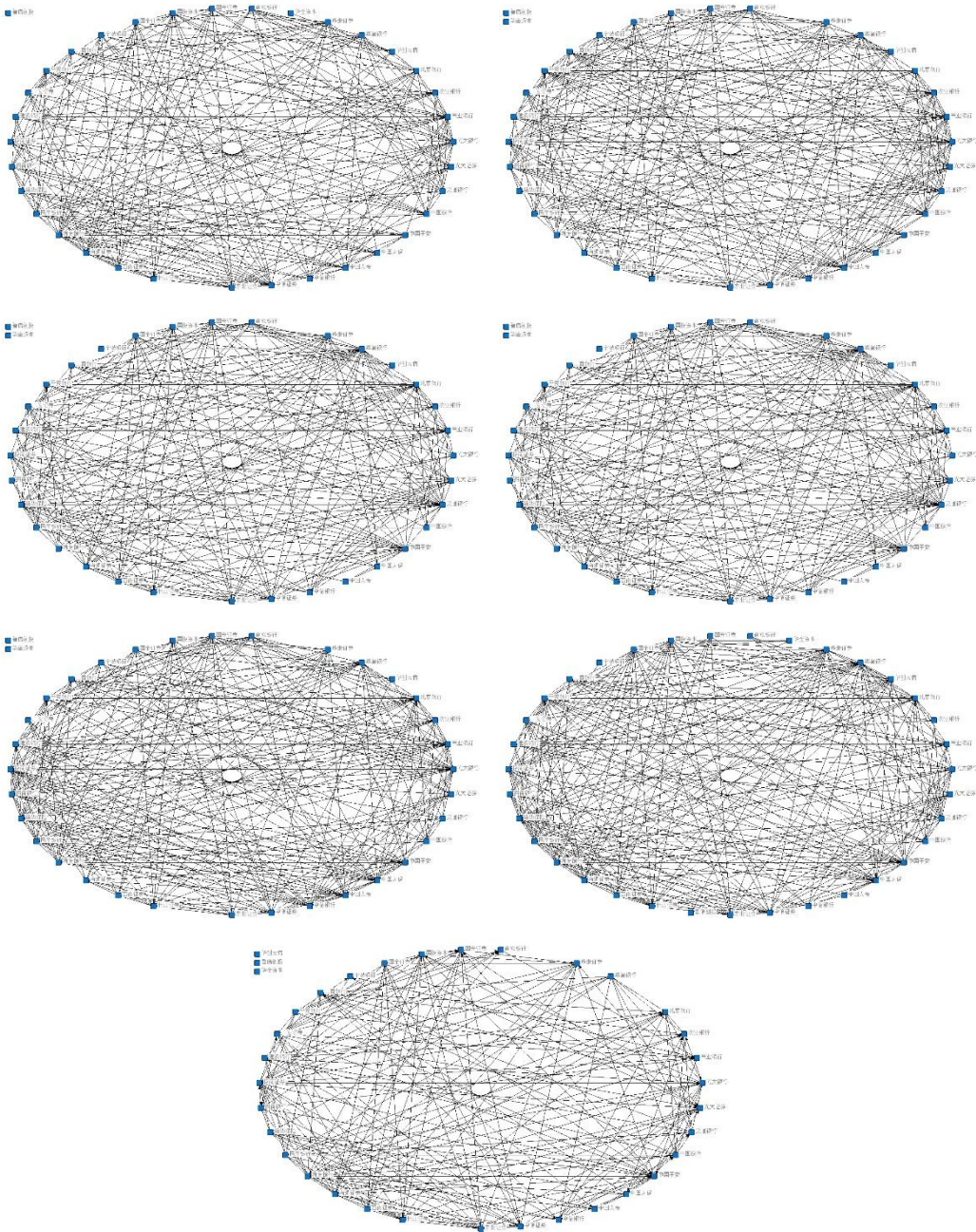


图 3-5 2017-2023 年金融机构波动率距离相关系数阈值网络图

如图 3-4 和 3-5 所示，总体上来看，从金融机构波动率距离系数网络图和收益率距离系数网络图可以看出金融机构的关联性会随着时空的推移发生演变。在 2018 年由于发生中美贸易摩擦，各金融机构的紧密联系程度在震荡中升高，在 2019 年金融机构的紧密程度有所降低，但是紧随着新冠疫情的到来，金融机构的整体紧密程度又在风险的冲击下升高，后面随着新冠疫情的系统性风险降低，各金融机构的紧密程度的有所降低。但是在后续又反复升高，这说明新冠疫情对我国金融机构的冲击并未完全消除，其带来的后续影响仍有可能使我国金融市场的系统性风险的传染性和破坏性有所提高。另外，金融机构的紧密程度仍然处在很高的位置上。因此，监管部门仍需防范系统性风险的发生。

3.2.2 阈值网络的整体特征分析

表 3-4 各年度阈值网络特征

年份	阈值网络	平均度	网络密度	聚类系数	平均直径
2017	收益率	12.23	0.3597	0.811	1.928
	波动率	13.14	0.3866	0.673	1.755
2018	收益率	14.40	0.4235	0.860	1.903
	波动率	13.54	0.3983	0.862	1.946
2019	收益率	13.89	0.4319	0.859	1.921
	波动率	12.69	0.3731	0.796	1.868
2020	收益率	14.69	0.4419	0.869	1.846
	波动率	12.91	0.3798	0.844	2.008
2021	收益率	14.11	0.4151	0.851	1.881
	波动率	14.91	0.4387	0.79	1.807
2022	收益率	14.31	0.4370	0.797	1.662
	波动率	14.62	0.4303	0.779	1.649
2023	收益率	12.97	0.3815	0.822	1.8220
	波动率	11.31	0.3328	0.772	2.036

如表 3-4 所示，我们从收益率的角度可以看到在 2018 年和 2020 年网络的平均度、密度、聚类系数这三类指标相对于其它年份都要高一点，这主要是因为这两年都发生了系统性风险事件使得金融机构之间的联系变得紧密，其中 2020 年的指标比 2018 年还要高，这说明新冠疫情对金融机构的冲击更为强烈。2021 年平均度、网络密度、聚类系数均有所下降，这说明系统性风险得到了一定的释放。

从波动率的视角我们可以看到 2018 年和 2020 年的平均度、网络密度、聚类系数相对于前一年都有所增长，这一点和收益率视角相同。但是 2021 年的平均度和网络密度都要比 2020 年的还要大，这说明波动率相对于收益率受到金融风险的冲击具有一定的延续性。另外，从总体上来看这两个网络的聚类系数都很大，平均直径却很小，远小于节点数。说明这两种网络都具有小世界效应。

3.2.3 阈值网络的节点中心性特征分析

通过上文对各种网络指标的介绍，利用 MATLAB 软件对构建的年度波动率和收益率阈值网络各个节点的中心性指标进行计算，并对年度中心性指标取均值进行排名，通过对阈值网络的中心性指标进行分析来初步识别重要性金融机构，得到表 3-5 和 3-6。可以看到，金融机构的中心性指标之间确实存在着较大的差异，这可以初步表明金融网络中确实存在着系统重要性金融机构。

在表 3-5 中，从度中心性的角度来看，排在前八名的金融机构依次是华夏银行、中信证券、浦发银行、兴业银行、北京银行、光大银行、民生银行、和华泰证券这些金融机构。度中心性是判断节点重要性比较简单直接的办法，是通过与节点直接相连的节点数量来进行衡量的。度中心性越高的节点通常被认为在网络中越重要，它对其它节点的联系性和影响力也越强。这表明排在前列的金融机构在金融网络中具有较大的影响力，需要重点关注。

从接近中心性、特征向量中心性和点强度中心性的角度来看，这些金融机构的排名与度中心性排名基本一致，只有细微的差异。总体来看，排名靠前的主要是银行业和证券业的金融机构，这与现实情况相符，反映了这些行业的机构在金融系统中的关键地位。

具体到行业角度，银行业中最值得关注的是华夏银行；在证券业中，中信证券位居前列；在保险业中，中国平安是最值得关注的机构。值得注意的是，其他金融机构中，国投资本的各项中心性指标均高于部分银行和证券机构，虽然它在整体排名中位次并不突出，但其重要性不容忽视，监管部门应对其进行重点监督，以防范潜在的系统性风险。

表 3-5 金融机构收益率网络中心性指标

金融机构	度中心性	接近中心性	特征向量中心性	点强度中心性
平安银行	0.4590	0.2898	0.2133	4406
北京银行	0.4979	0.3133	0.2209	5979
工商银行	0.3719	0.2456	0.1621	2847
光大银行	0.4927	0.2791	0.2023	4465
建设银行	0.4286	0.2618	0.1918	3886
交通银行	0.4538	0.2673	0.1849	3663
民生银行	0.4916	0.3069	0.2046	4961
南京银行	0.3729	0.2490	0.1642	2704
宁波银行	0.2637	0.2327	0.1190	1376
农业银行	0.3424	0.2376	0.1419	2260
兴业银行	0.5095	0.2877	0.2147	4761
招商银行	0.4412	0.2815	0.2112	4361
中国银行	0.3792	0.2458	0.1615	2794
中信银行	0.4464	0.2763	0.1926	4070
浦发银行	0.5158	0.2895	0.2168	4951
华夏银行	0.5609	0.3186	0.2280	6457
东北证券	0.4055	0.2472	0.0977	2248
光大证券	0.3803	0.2519	0.1016	2215
广发证券	0.4527	0.2806	0.1313	3245
招商证券	0.4401	0.2775	0.1236	3107
华泰证券	0.4874	0.3018	0.1479	3979
海通证券	0.4821	0.2993	0.1389	3835
长江证券	0.4013	0.2451	0.1049	2576
中信证券	0.5315	0.3159	0.1642	4682
国元证券	0.3698	0.2390	0.0936	2111
国金证券	0.3845	0.2466	0.0949	2100
西南证券	0.3740	0.2363	0.0922	2079
中国人寿	0.3582	0.2633	0.1293	2356
中国太保	0.3939	0.2644	0.1592	3354
中国平安	0.4664	0.2982	0.1934	4470
新华保险	0.4506	0.2957	0.1809	4614
国投资本	0.3708	0.2590	0.1120	2862
华创云信	0.2342	0.2195	0.0715	1369
鲁信创投	0.1282	0.1250	0.0184	123
华金资本	0.0882	0.0718	0.0110	53

表 3-6 金融机波动益率國值网络中心性指标

金融机构	度中心性	接近中心性	特征向量中心性	点强度中心性
平安银行	0.4433	0.3803	0.1855	3952
北京银行	0.4380	0.4024	0.1931	4082
工商银行	0.3876	0.3510	0.1648	2919
光大银行	0.4454	0.4026	0.1999	4396
建设银行	0.3498	0.3554	0.1654	2989
交通银行	0.4191	0.3933	0.1869	3871
民生银行	0.5105	0.4309	0.2206	5450
南京银行	0.3508	0.3502	0.1495	2583
宁波银行	0.2342	0.3060	0.1013	1375
农业银行	0.3330	0.3422	0.1528	2462
兴业银行	0.4464	0.3920	0.1862	3767
招商银行	0.3992	0.3765	0.1778	3373
中国银行	0.3172	0.3446	0.1510	2354
中信银行	0.3677	0.3661	0.1654	3046
浦发银行	0.5032	0.4430	0.2320	6082
华夏银行	0.4937	0.4343	0.2194	5525
东北证券	0.4338	0.3698	0.1329	2574
光大证券	0.3761	0.3328	0.1066	1723
广发证券	0.4454	0.3733	0.1411	2908
招商证券	0.4842	0.4305	0.1851	4947
华泰证券	0.4506	0.3778	0.1435	3236
海通证券	0.4611	0.3926	0.1581	3682
长江证券	0.4716	0.3822	0.1444	3240
中信证券	0.4937	0.3980	0.1697	4195
国元证券	0.4034	0.3547	0.1241	2488
国金证券	0.3813	0.3572	0.1335	2753
西南证券	0.3971	0.3525	0.1215	2240
中国人寿	0.3162	0.3466	0.1121	2155
中国太保	0.3193	0.3734	0.1540	3291
中国平安	0.3950	0.4022	0.1914	4156
新华保险	0.3403	0.3788	0.1615	3629
国投资本	0.4212	0.3536	0.1356	2821
华创云信	0.2700	0.2632	0.0633	1278
鲁信创投	0.0819	0.0353	0.0018	3
华金资本	0.0935	0.0662	0.0057	26

在表3-6中,从度中心性的角度来看,排在前八的金融机构分别是民生银行、浦发银行、华夏银行、中信证券、建设银行、招商证券、长江证券和海通证券,虽然与收益率网络相比,排在第一的机构有所变化,但是也是处于前三名之中,排在前列的也基本是银行和证券类金融机构,接近中心性、特征向量中心性、点

强度中心性的排名也与度中心性的排名类似，也都是银行和证券类金融机构排在前列，这一点与收益率网络相同。另外从金融行业的角度来看，银行类排在第一的是浦发银行，证券类排在第一的是华泰证券，保险类排在第一的是中国太保，其它类金融机构排在第一的也是国投资本，这说明无论是从收益率还是波动率的视角来看，国投资本都值得监管部门重点去关注。

总的来说，从收益率和波动率综合来看，银行业和证券业金融机构基本上都排在前列，这一点与现实情况相符合，监管部门也应重点监督银行业和证券业，另外有一些金融机构的排名虽然不是太高，但是也值得重点去监督，例如国投资本，虽然它的规模与银行类金融机构有很大差别，但是在金融机构中的联系性和影响力比一些银行金融机构还要强，而且由于其规模小也很容易受到金融风险的冲击进而传播给其它金融机构。

3.3 中心性有效性检验

3.3.1 基于阈值网络瓦解指标有效性检验

为验证指标的有效性，以下基于网络的中心性指标来进行网络瓦解，从而进一步确定重要性金融机构。网络瓦解就是通过移除部分节点和连边对网络的结构、功能造成破坏并对网络的行为造成干扰，网络瓦解问题的关键是如何确定要移除的节点或边也就是在网络中处于关键位置的节点或边来实现瓦解目标。网络瓦解的基本步骤如下：

(1)识别关键的节点或边：通过计算网络的各种中心性来识别在网络中处于关键位置的节点或边。

(2)移除节点或边：依据中心性移除节点，观察网络结构的变化。

(3)评估网络瓦解过程：通过观察网络的网络密度，聚类系数等指标的变化来评估网络的瓦解程度。

(4)分析结果：确定哪些节点或边对网络造成的影响较大，从而可以进一步确定这些节点是不是重要性节点。

采取蓄意攻击和随机攻击对网络进行瓦解，在随机攻击中随机选择 7 家金融机构对其进行移除，在蓄意攻击中移除按照点强度中心性排名前 7 的金融机构。结果如下表示。

表 3-7 收益率阈值网络特征指标

	原始网络	随机攻击	蓄意攻击
网络密度	0.4168	0.4048	0.3307
平均度	14.1714	13.8571	9.3571
聚类系数	0.8140	0.8593	0.8030
平均直径	1.8807	1.9206	2.3307

表 3-8 波动率阈值网络特征指标

	原始网络	随机攻击	蓄意攻击
网络密度	0.3916	0.3995	0.3201
平均度	13.3143	10.7857	8.6429
聚类系数	0.74307	0.74511	0.7316
平均直径	1.8351	1.8520	2.1046

从表 3-7 中可以看到收益率的原始网络密度为 0.4168，在经过随机攻击之后，仅下降到了 0.4048，而在蓄意攻击之后，网络密度则大幅下降，下降到了 0.3307。同样，原始网络的平均度为 14.1714，在随机攻击之后仅略微下降到了 13.8567，而在蓄意攻击之后则下降到了 9.3571。这些数据的变化表明，网络在遭受到蓄意攻击之后发生的破坏程度远高于随机攻击所造成的。网络密度和平均度的显著降低会造成网络的整体连通性减少，节点之间的可达性和信息的传播效率也会降低，网络的结构会因此变得更加脆弱，使金融网络在面对系统风险时崩溃的可能性增加。这说明蓄意攻击所移除的节点会对网络体系产生较大的影响，这进一步凸显了这些节点在网络中的重要地位。另外，从网络的平均直径来看，蓄意攻击之后，网络的平均直径也大幅增长。平均直径的增加会导致网络中的节点到其它节点需要经过更多的中间节点，这会导致金融网络中金融机构之间的联系变得更加复杂和间接，使网络的效率降低，网络变得更加脆弱。

从表 3-8 中可以看到波动率网络的原始网络密度为 0.3916，略低于收益率网络，说明波动率网络的连接较为稀疏。在随机攻击之后，密度略微上升至 0.3995，这可能是因为随机移除节点之后发生重新连接效应，在蓄意攻击之后。密度下降到 0.3201，表明针对关键节点的攻击对波动率网络的破坏也比较大。另外在平均度、聚类系数和平均直径上，蓄意攻击对波动率网络造成的破坏都比随机攻击造成的破坏更大，这一点与收益率网络所得结论相似。

综上，随机攻击和蓄意攻击都会对网络造成一定程度的影响，但蓄意攻击对

网络造成的影响明显更大。这说明，在蓄意攻击下所移除的金融机构对金融体系的稳定具有不可替代的作用，可以进一步说明这些金融机构为系统重要性金融机构，需要监管部门特别关注。

3.3.2 基于系统风险贡献的有效性检验与分析

下面进一步验证网络的拓扑指标在识别重要节点的有效性。基于上文中所提到的风险度量模型以及金融机构的日对数收益率来对这 35 家金融机构的系统性风险进行度量，时间跨度为 2017 年 1 月 4 日至 2023 年 12 月 29 日，金融系统的收益率由 35 家金融机构的日对数收益率进行加权而得到。具体公式为：

$$R_t^{sys} = \sum_i \frac{w_t^i}{\sum_j w_t^j} R_t^i. \quad (3.11)$$

式中 w_t^i 为金融机构 i 在 t 时刻的股本数。在计算 CoVaR 前需要对金融机构的收益率序列进行平稳性和正态性检验，由上文测算的 ADF 值，可知金融机构的收益率序列是稳定的。金融机构的收益率序列峰值是显著大于正态分布的峰值 3。下面是部分金融机构的 QQ 图：

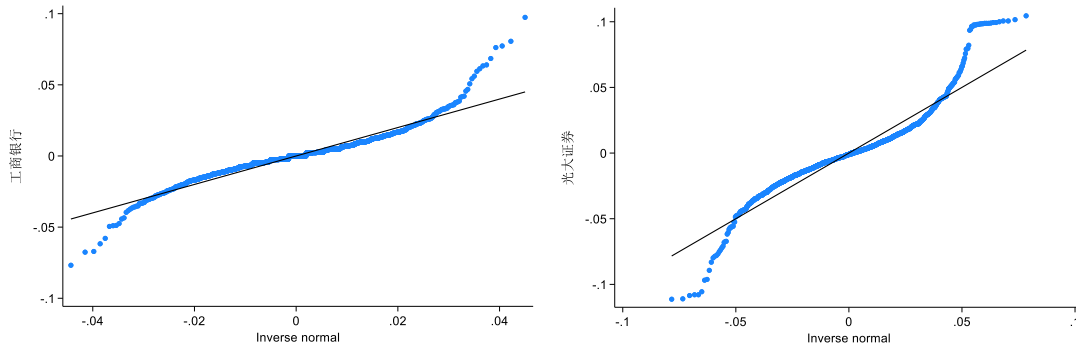


图 3-6 部分金融机构 QQ 图

从上面金融机构的 QQ 图可以看到金融机构收益率序列具有“尖峰厚尾”的特征，这意味收益率序列在中心区域分布的比较集中，在极端区域出现的频率要比正态分布高。因此，采用分位数分归方法对金融机构的系统风险贡献度进行计算是合理有效的。本文选取 5% 的分位数来对金融机构进行分位数回归，以更好的对金融机构的尾部风险进行捕捉，评估这些机构在极端的市场条件下的风险贡献。运用前面章节所提及的公式，使用金融机构与金融系统的收益率等数据计算各金融机构对金融系统的风险贡献。

由于 VaR 和 CoVaR 均为负值，为便于分析和比较，计算过程中对这些数值取了绝对值。本文对 35 家金融机构的风险贡献运用 Eview 软件进行计算，并在此基础上取均值，结果如表 3-9 所示。

表 3-9 金融机构 ΔCoVaR 均值与排名

金融机构	ΔCoVaR	排名	金融机构	ΔCoVaR	排名
平安银行	4.0719	15	广发证券	3.8451	24
北京银行	5.8567	1	招商证券	3.7461	28
工商银行	4.8991	7	华泰证券	3.9271	18
光大银行	4.5259	10	海通证券	3.8988	20
建设银行	4.6255	9	长江证券	3.9155	19
交通银行	5.1659	4	中信证券	3.8845	21
民生银行	5.1783	3	国元证券	3.6243	30
南京银行	4.0786	14	国金证券	3.8417	25
宁波银行	4.1330	13	西南证券	3.7128	29
农业银行	5.0025	6	中国人寿	3.8611	23
兴业银行	4.2069	12	中国太保	3.7862	27
招商银行	3.9840	17	中国平安	3.9955	16
中国银行	4.8526	8	新华保险	3.7990	26
中信银行	4.2661	11	国投资本	3.5942	31
浦发银行	5.1226	5	华创云信	3.4377	34
华夏银行	5.3726	2	鲁信创投	3.3947	35
东北证券	3.8645	22	华金资本	3.4462	33
光大证券	3.5782	32			

由上面的金融机构的 ΔCoVaR 均值与排名可以看到，在本文所选取的 35 家金融机构中，系统风险贡献度排在前八名的分别是北京银行、华夏银行、民生银行、交通银行、浦发银行、农业银行、工商银行和中国银行。说明这八家金融机构对金融体系的风险贡献度是比较大的。在先前的波动率阈值网络和收益率阈值网络中，浦发银行、北京银行、民生银行和华夏银行的中心性指标排名也是位居前列的。结合这些研究结果，本文认为在金融网络中处于重要位置的金融机构通常会具有更大的风险贡献，这也突显了这些金融机构在金融体系的稳定中发挥着关键作用，相关监管部门应该给予重点关注。从行业的角度来看，银行业依然是系统风险贡献度最大的行业，其次是证券业和保险业。另外需要特别注意的是，国投资本的风险贡献度是其他金融机构中最高的，监管部门应该也需要给予特别关注。

为了展示金融机构系统风险度随时间的变化，下面给出了部分金融机构

ΔCoVaR 的时间序列的动态变化图。

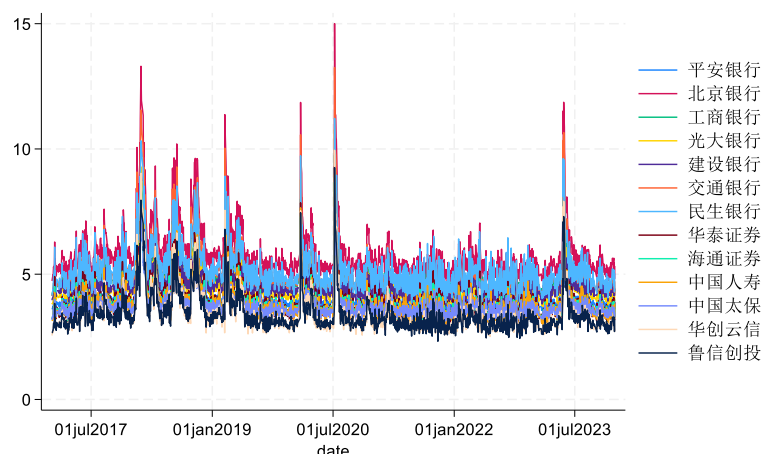


图 3-7 部分金融机构 ΔCoVaR 时间序列图

从图 3-7 可以看出，在发生重大风险事件时，金融机构的 ΔCoVaR 均出现了显著的上升。例如，2018 年的中美贸易摩擦事件和 2020 年的新冠疫情事件均导致金融机构的 ΔCoVaR 大幅上升，其中 2020 年的上升幅度更为显著，这表明 2020 年新冠疫情对金融机构的影响甚至超过了 2018 年贸易摩擦的影响。在四个金融行业中，银行业的 ΔCoVaR 上升幅度最大，其次是证券业和保险业。这表明，银行业在系统性风险中的贡献最大，受到外部冲击时风险的峰值也是最高的。此外，在股市上涨期间，例如 2019 年和 2023 年，金融机构的 ΔCoVaR 也出现了显著的上升。这表明在股市上涨时，金融机构的风险正在不断积累，并未因市场整体表现良好而减弱。鉴于这些观察结果，监管机构应提前预防并采取相应措施，对金融机构和金融系统进行更加严格的监管，以防范系统性风险的累积和爆发。

基于前文的研究结果，发现系统重要性机构对金融系统的风险贡献度更大。为了进一步验证这一结论，将使用面板回归模型来探讨系统重要性对风险贡献度的具体影响。由于研究对象是金融机构的个体特征，因此选择了单因素模型进行分析。随后，通过 Stata 软件进行 Hausman 检验，检验结果表明固定效应模型更为适合。最终选定了固定效应模型来进行回归分析。回归模型的具体形式为：

$$\Delta\text{CoVaR}_q^{\text{sys}i} = \alpha + \beta \text{degree}_{it} + \lambda \text{Con}_{it} + \mu_t + \varepsilon_{it}. \quad (3.12)$$

式中 degree_{it} 表示的是收益率网络波动率网络中金融机构的度中心性， Con_{it} 表示的是控制变量，包括金融机构的权益乘数，市值，净资产收益率， ε_{it} 为随机

扰动项。上面的变量指标均使用季度数据，其中 $\Delta\text{Covar}_q^{\text{sys}li}$ 是利用日度数据的绝对值取均值得到的。

表 3-10 收益率网络回归结果

Variables	(1)	(2)	(3)	(4)
	ΔCoVaR	ΔCoVaR	ΔCoVaR	ΔCoVaR
Degree	0.476*** (0.104)	0.357*** (0.095)	0.359*** (0.949)	0.348*** (0.0939)
市值		-0.950*** (0.066)	-0.918*** (0.0678)	-0.929*** (0.0672)
权益乘数			0.0213** (0.0107)	0.0213** (0.0105)
净资产收益率				-1.952*** (0.424)
Constant	3.968*** (0.0447)	30.43*** (1.839)	29.36*** (1.913)	29.77*** (1.895)
Obs	980	980	980	980
R ²	0.021	0.198	0.201	0.219

注：***、**、*分别表示的是在 0.01、0.05、0.1 水平上显著，括号里是标准误差。

表 3-11 波动率网络回归结果

Variables	(1)	(2)	(3)	(4)
	ΔCoVaR	ΔCoVaR	ΔCoVaR	ΔCoVaR
Degree	0.318*** (0.0935)	0.285*** (0.0844)	0.276*** (0.0845)	0.297*** (0.0836)
市值		-0.965*** (0.066)	-0.938*** (0.0107)	-0.947*** (0.0670)
权益乘数			0.0186* (0.0107)	0.0186* (0.0106)
净资产收益率				-2.150*** (0.424)
Constant	4.039*** (0.0387)	30.88*** (1.833)	29.96*** (1.906)	30.35*** (1.886)
Obs	980	980	980	980
R ²	0.012	0.196	0.198	0.217

注：***、**、*分别表示的是在 0.01、0.05、0.1 水平上显著，括号里是标准误差。

从表 3-10 和 3-11 的回归结果可以看出，收益率和波动率网络的度中心性（degree）均在在 0.01 的显著性水平上显著，且其系数为正，表明无论是收益率还是波动率网络中的度中心性都对系统风险贡献度具有显著的正向影响。也就是说，金融机构的中心性越高，其对系统风险的贡献度也越大。这是因为在金融网络中，

中心性较高的机构通常具有更大的系统重要性，关联度也更大。因此，当这些机构发生风险事件时，风险更容易通过网络传播到其他机构，从而对整个金融系统造成更大的冲击，扩大风险传染的范围。

在控制变量方面，市值在 0.01 的显著性水平下显著，并且与风险贡献度呈负相关。这意味着市值较高的金融机构的系统风险贡献度可能会较低。可以看到系统风险贡献最高的不是国有五大行，反而是市值比五大行小很多的北京银行。市值较大的金融机构可能会因为具有更好的多元化和抗风险能力，系统性风险贡献反而要更小。权益乘数在 0.05 的显著性水平下显著，且与风险贡献度呈负相关。权益乘数是衡量机构财务杠杆的重要比率，较高的权益乘数通常意味着更高的财务杠杆和更大的财务风险。因此，权益乘数越高，机构的风险贡献度通常也越大。此外，净资产收益率在 0.01 的显著性水平上显著，且与风险贡献度呈负相关。净资产收益率指标反映了公司利用净资产创造利润的效率。净资产收益率较高的公司通常具有较强的管理能力和处理风险的能力。

第 4 章 基于最小生成树网络的系统重要性实证研究

4.1 最小生成树构建

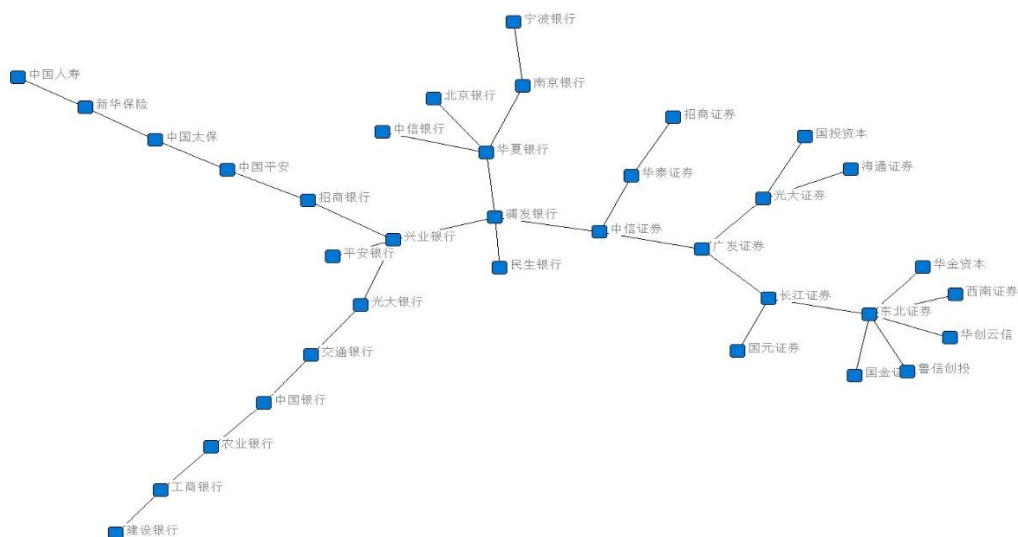
为了进一步分析和研究金融网络中节点之间的相关关系和金融风险传染的路径,接下来利用前面章节所计算的金融机构的距离相关系数来构建最小生成树网络图。通过最小生成树,可以看到当发生风险时,风险传播的最短路径,风险最有可能沿着这条路径进行传染,同时也可以看到哪些节点在网络中起到枢纽作用。最小生成树的生成过程是图论中的一个经典问题,它的目的是在一个无向图中选出一棵树,这棵树包含所有的节点,并且边的权重和是最小的。最小生成树常见的有两种算法 **prime** 和 **Kruskal** 算法。这两种算法虽然计算的过程有所区别,但最后得到网络图基本上是一样的。本文基于金融机构相关系数的距离矩阵,采用 **Kruskal** 算法来构建最小生成树。算法过程如下:

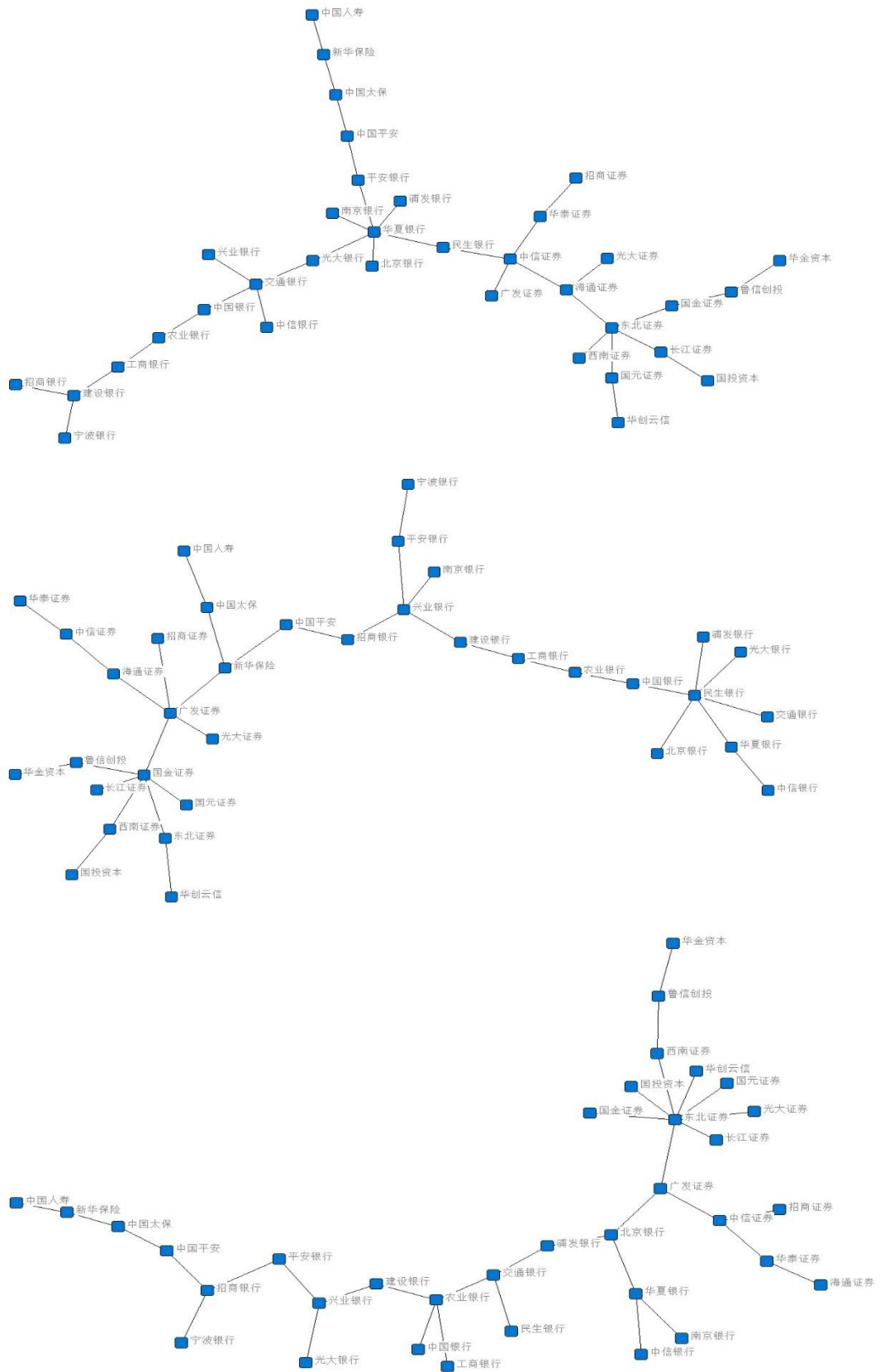
第一步,将距离矩阵中的元素按照从小到大的顺序进行排序,构成边集。

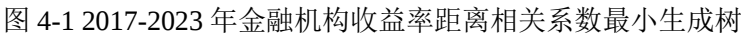
第二步,从排序后的边集,依次选取每条边,并判断选取的边所连接的两个节点是否已经连接,如果没有连接,则将这条边加入到最小生成树中。如果已经连接,则跳过这条边,避免成环。

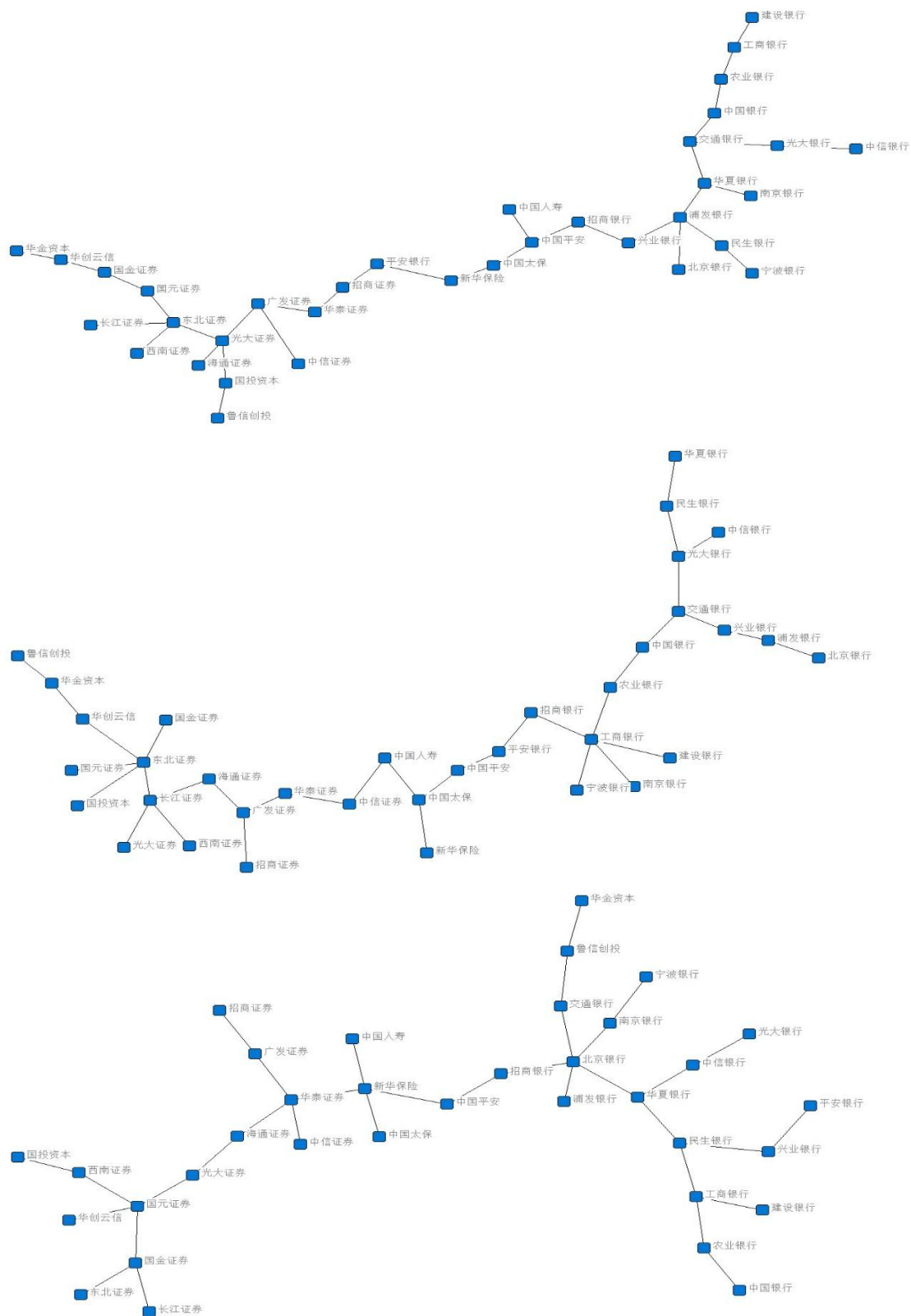
第三步,重复第二步,直到最小生成树中包含所有节点。

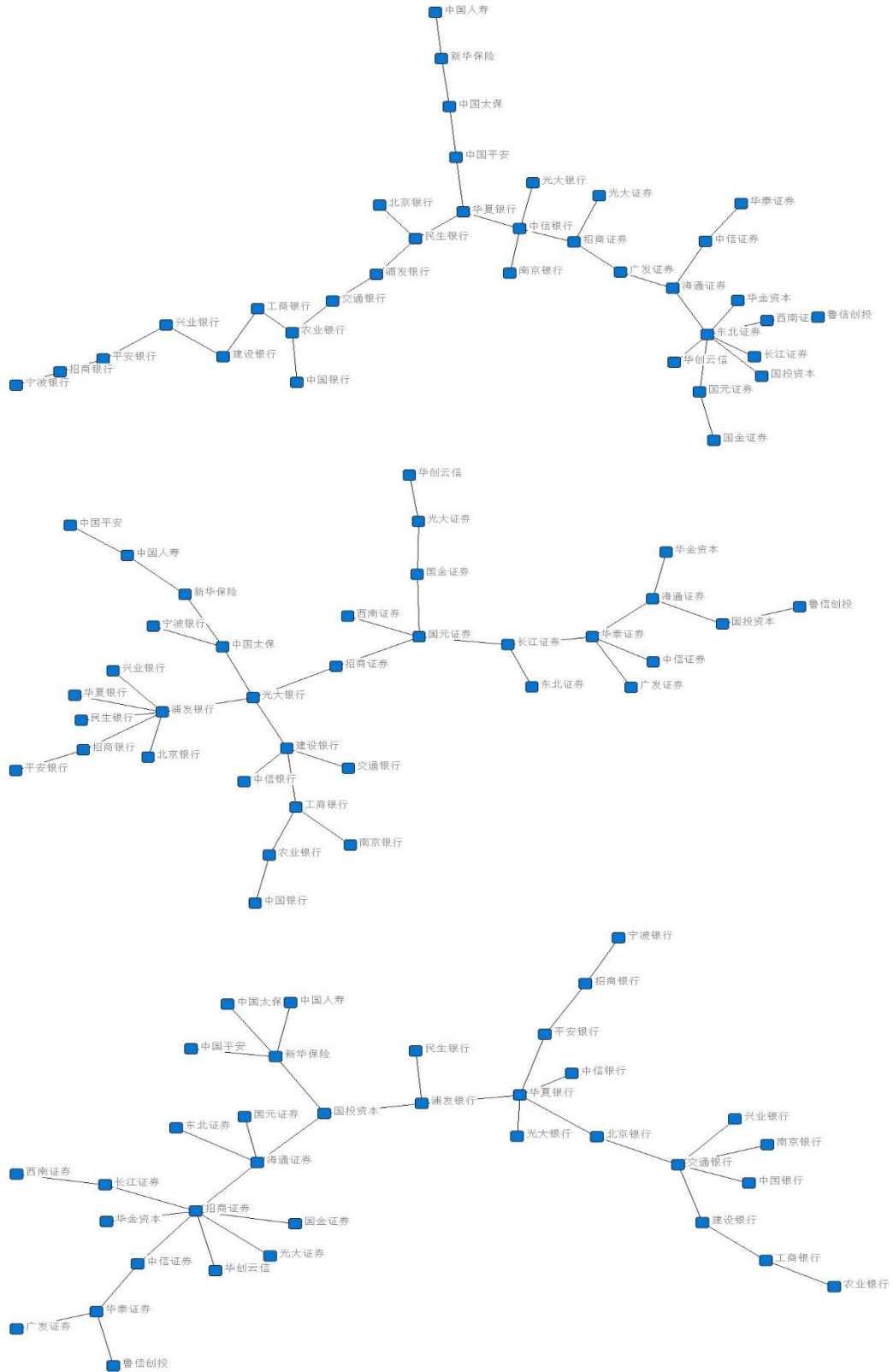
本文通过 **MATLAB** 实现上述算法过程,并使用 **ucinet** 画出最小生成树网络图。











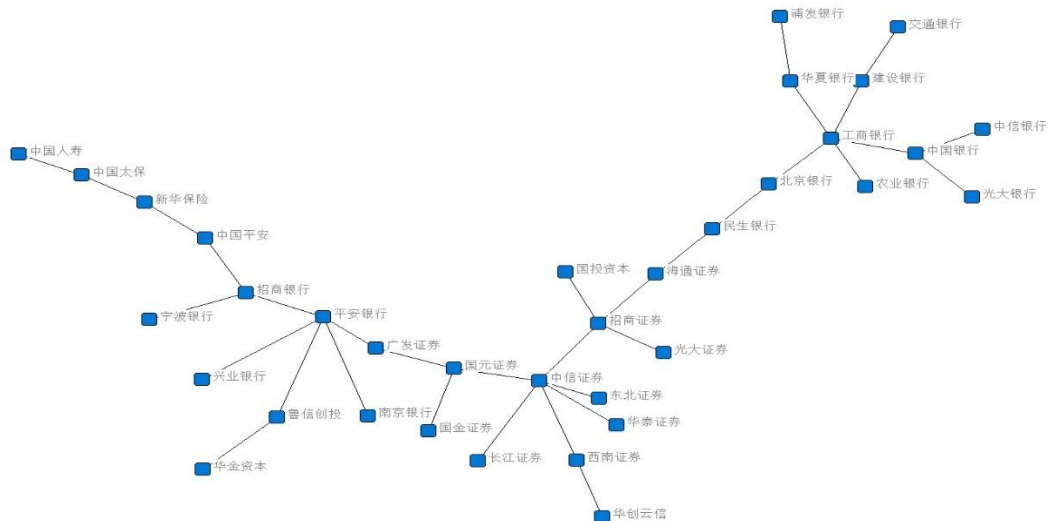


图 4-2 2017-2023 年金融机构波动率距离相关系数最小生成树

图 4-1 和图 4-2 分别展示了金融机构在 2017-2023 年收益率和波动率距离相关系数的最小生成树网络图。这些网络图直观的呈现了金融机构之间的风险的传染路径和处在枢纽位置的金融机构。处在枢纽位置的大部分为银行业和证券行业的金融机构，这些金融机构在风险传递过程中扮演着重要的角色。当发生金融风险时，这些金融机构更容易成为风险的主要传播者以及扩散中心，从而加速风险在整个金融体系中的蔓延速度。倘若这些机构一旦陷入困境或遭遇冲击，由于这些机构处在网络中的枢纽位置，风险的传播不仅速度快，而且范围也广泛，极易引发系统性金融风险乃至更大规模的金融危机。另外，可以看到网络中存在很明显的行业聚集效应，相同行业的金融机构总是连接在一起，这是由于行业相同的机构在经营模式、资产负债结构、风险敞口等方面具有高度的相似性和相关性，联系也会更为密切，当某一行业内的金融机构发生风险时，同一行业的其它机构将极易受到波及和感染，这会进一步导致行业内的系统风险聚集程度的提高，可能会引起行业的整体风险上升。行业之间也存在一定的联系和交叉，使得风险向其它行业进行蔓延。因此，从行业聚集的角度来看，风险一般首先在行业进行传染，当风险累积到一定程度，风险会向与之密切联系的其它行业的机构进行传染，最终导致风险范围的扩大。

在 MST 网络中处于枢纽位置的金融机构不仅自身具有系统重要性，也在风险传播的过程中起到重要的推动作用，对这些机构进行识别和分析，有助于提高金融系统的风险管理能力，强化风险预警机制的建设。

4.2 最小生成树网络的重要节点的识别

4.2.1 最小生成网络特征度量

表 4-1 各年度最小生成树网络特征度量

年份	MST 网络	正规化长度	最大中心度	系统重要性节点(度 ≥ 4)
2017	收益率	0.7880	6	东北证券(6)、兴业银行(4)、浦发银行(4)、华夏银行(4)
	波动率	0.8605	4	浦发银行(4)、东北证券(4)、光大证券(4)
2018	收益率	0.6245	6	华夏银行(6)、东北证券(5)、交通银行(4)、中信证券(4)
	波动率	0.7014	5	工商银行(5)、东北证券(5)、长江证券(4)
2019	收益率	0.6884	6	民生银行(6)、国金证券(6)、广发证券(5)、兴业银行(4)
	波动率	0.7343	4	北京银行(5)、华泰证券(4)、国元证券(4)、中国平安(4)
2020	收益率	0.6448	8	东北证券(8)、农业银行(4)
	波动率	0.7489	7	东北证券(7)、中信银行(4)
2021	收益率	0.8083	8	国元证券(8)、招商银行(5)、光大银行(4)、华泰证券(4)
	波动率	0.8729	6	浦发银行(6)、光大银行(4)、建设银行(4)、华泰证券(4)、国元证券(4)
2022	收益率	0.6737	6	华泰证券(6)、北京银行(5)、东北证券(4)、长江证券(4)、新华保险(4)
	波动率	0.8389	7	招商证券(7)、交通银行(5)、华夏银行(5)、海通证券(4)、新华保险(4)
2023	收益率	0.7224	6	国元证券(6)、平安银行(4)、招商证券(4)
	波动率	0.7619	6	中信证券(6)、平安银行(5)、工商银行(5)、招商证券(4)

网络的正规化长度可以对网络的关联程度进行反映。网络的正规化长度越短,表明网络的联系越紧密,表明网络的联系越紧密,节点之间的相关性越强,风险的传播速度也就越快。其具体公式为 $NTL = \frac{L_{MST}}{N-1}$, L_{MST} 表示的是最小生成树的总长度。从表 4-1 可以看到,收益率网络和波动率的正规化长度均在 2018 年达到最低,另外在 2020 年也相对较低,这说明网络在 2018 年和 2020 年的关联程

度较为紧密，风险的传播速度会变得更快。而在 2018 年和 2020 年，金融市场正处于风险之中。这两者的正规化长度，在 2021 年有明显增长，这说明，政府对于风险的防控起到了一定的效果从而使得金融市场的稳定性有所增强。从最大中心度的角度来看，网络的最大中心度越高说明网络越依赖于少数的关键节点。从表中可以看到，收益率和波动率网络的最大中心度均在 2020 年达到最高，说明金融系统里出现了头部机构更加集中的现象，监管部门更加需要注意头部机构的风险传染。本文将 2017-2023 年度数大于 4 的金融机构展示了出来，度数越高的金融机构在网络中处于更加核心的位置，对金融系统的重要性也就越高。可以看到，在大部分年份里度数大于 4 的金融机构大多数为银行或证券行业的机构，且大多数都为阈值网络中心性排名靠前的机构。东北证券在 2017-2020 年里多次排在了第一位，在 2020 年度数更是高达 8，这说明其在网络中的关键位置，浦发银行、也多次出现在第一名的位置上，监管机构需要重点关注这些金融机构。

最小生成树有助于对系统重要性金融机构进行识别，即在 MST 网络中处于枢纽位置的金融机构。通过最小生成树网络可以发现与其它机构有较高连接度的节点，这些节点在风险传染的过程中发挥着重要的作用。MST 网络还有助于揭示金融风险传染的路径，对系统性风险进行预防。

4.2.2 综合中心性

为了综合分析 MST 网络节点的重要性，本文借鉴邱冬（2018）^[20]利用主成分分析方法，从前面章节提到的四种中心性指标提取公共因子，构建综合中心性指标对节点的重要性进行分析。综合中心性的式子如下：

$$C_p = \beta_1 C_1^* + \beta_2 C_2^* + \beta_3 C_3^* + \beta_4 C_4^*. \quad (4.1)$$

其中 $C_1^*, C_2^*, C_3^*, C_4^*$ 分别表示度中心性、接近中心性、特征向量中心性和点强度度中心性经过归一化处理之后的指标。归一化处理是为了消除不同中心性指标之间量级不同的问题，归一化的表达式为： $C^* = \frac{C - \min(C)}{\max(C) - \min(C)}$ 。利用主成分分析方法，对第一主成分因子进行提取来确定线性组合之中的相关系数。

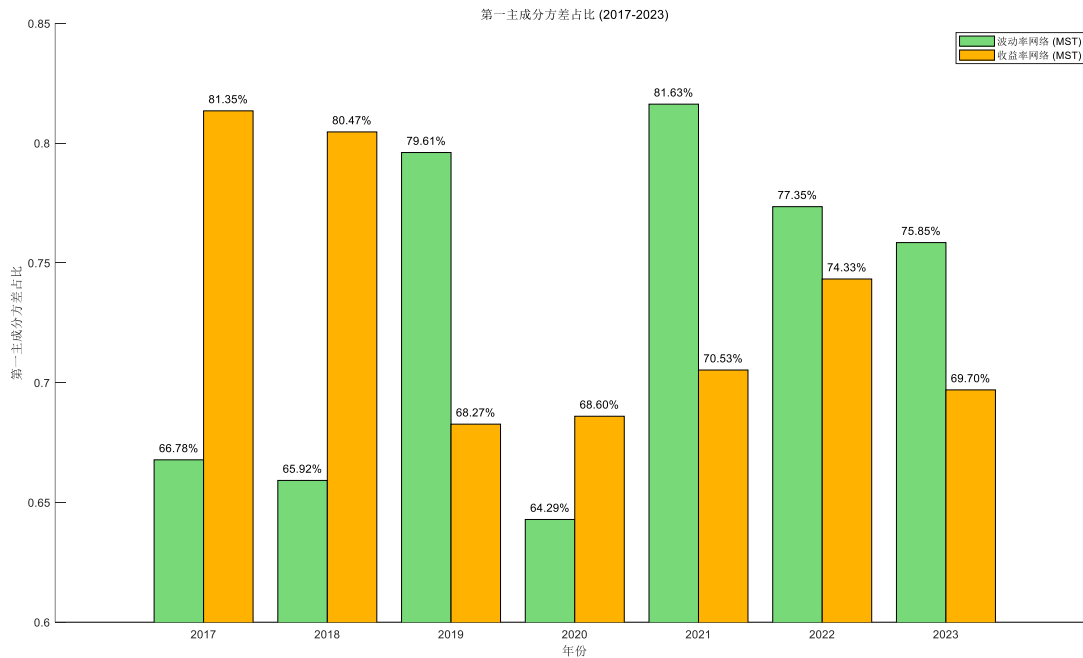


图 4-3 第一主成分总方差占比

从图 4-3 可以看到第一主成分总方差贡献比例在 2017-2023 年中均高于 65%，这说明第一主成分能较好的解释多个中心性指标所包含的信息，因此，采用主成分分析法构建综合指标是合理且有效的。

为了对比综合中心性指标和其他中心性指标的差异，随机选择一家金融机构（以“中信证券”为例），观察其在不同中心性指标下的排名。图 5-4 和图 5-5 展示了中信证券在波动率 MST 网络和收益率 MST 网络中不同中心性指标在 2017-2023 年间的排名情况。从图中可以看到同一金融机构在不同的中心性指标排名有所差异，其中差异最大的是接近中心性，这是因为在 MST 网络中，仅会保留节点之间最为重要的联系导致信息并不完整，因此，采用综合中心性指标来衡量金融机构的重要性还是很有必要的。在同一网络下各中心性指标排名的变化趋势是基本一致的。在收益率 MST 网络和波动率 MST 网络中同一中心性指标排名也不一样，在有些年份还会有较大的差异。在收益率 MST 网络中，中信证券的排名基本上比较稳定，只有在个别年份会有较大幅度的波动，在波动率 MST 网络中，中信证券的排名变化则比较显著。这是因为收益率反映的是机构的市场表现和盈利水平，波动率反映的是机构的价格稳定性和风险的传递能力。

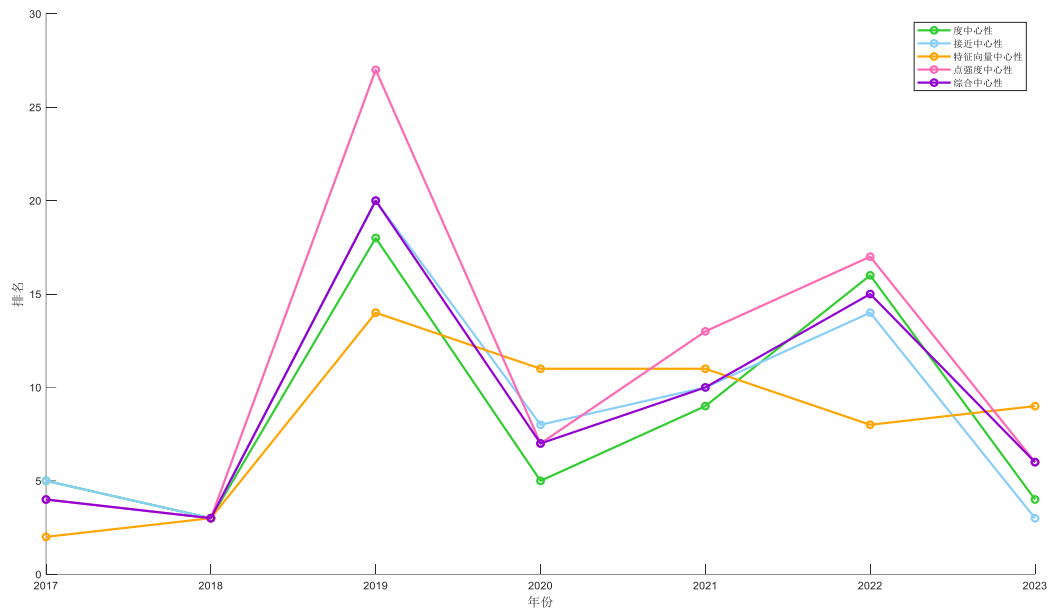


图 4-4 收益率 MST 网络系统重要性金融机构排名（中信证券）

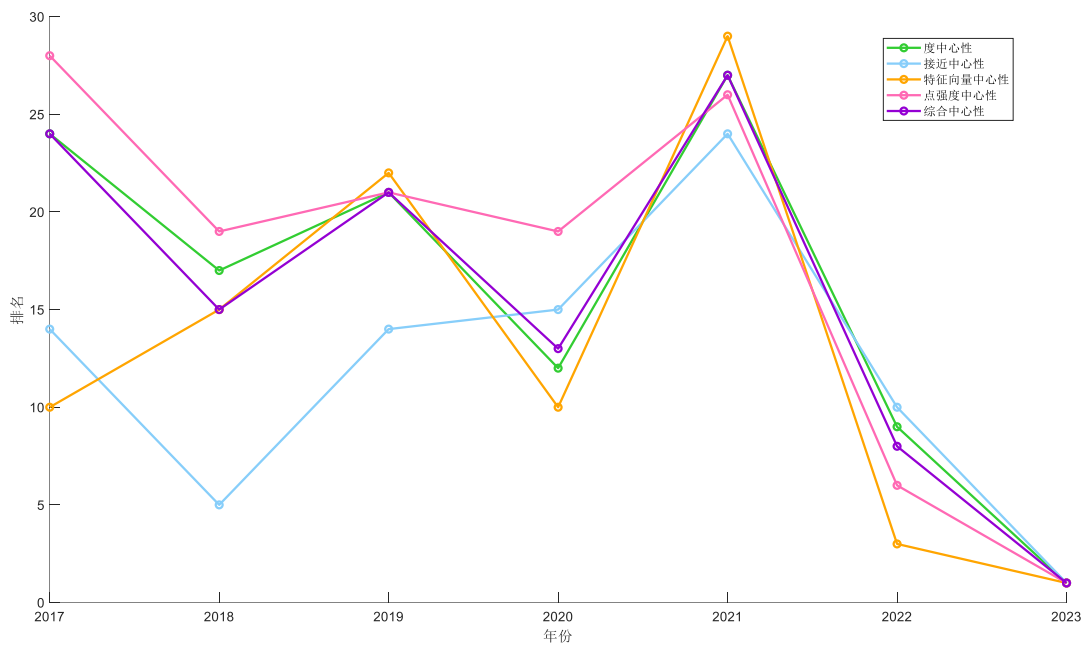


图 4-5 波动率 MST 网络系统重要性金融机构排名（中信证券）

接下来本文对波动率 MST 网络和收益率 MST 网络的综合中心性指标进行计算，并根据计算结果对金融机构的重要性进行排名。表 4-2 和表 4-3 分别给出了在收益率和波动率 MST 网络综合中心度排名前十的金融机构，从表中可以看到在这两个网络中排名前十的金融机构大部分都为银行业和证券业的机构，尤其是证券业，可以看到在重要性排名中，证券业的机构多次居于榜首的位置上。证券业的规模虽然要比银行业小很多，但是证券业在金融网络中的影响已经快超过

银行业，符合当今“太关联而不能倒”的观点。在阈值网络中排名靠前的金融机构如华夏银行、浦发银行、华泰证券、中信证券等机构也多次排在 MST 网络前十的位置，这说明无论是在阈值网络还是 MST 网络中所识别的重要性金融机构大体上是一致的。另外，收益率 MST 网络和波动率 MST 网络中金融机构的重要性排名虽然有所不同，但是在总体上还是相似的。表 4-4 给出了金融机构在收益率和波动率 MST 网络排名前十、十五和二十的重合率，可以看到除了 18 年重合率低于 50%外，其它大部分时间重合率都是高于 50%的。收益率和波动率排名在更大的范围内，重合率会有所提高，可以看到在 2019 年在排名前二十的重合率已经达到了 80%。这说明由收益率数据和波动率所构成的 MST 网络间具有一定的相关性，这也为市场风险的评估和金融监管提供了重要的参考。

表 4-2 收益率 MST 网络系统重要性金融机构（前十名）

排名	2017		2018		2019		2020	
	金融机构	综合度	金融机构	综合度	金融机构	综合度	金融机构	综合度
1	浦发银行	1.7314	华夏银行	1.8753	国金证券	1.8785	东北证券	1.8078
2	东北证券	1.4690	东北证券	1.4346	广发证券	1.7519	广发证券	1.4224
3	兴业银行	1.3787	中信证券	1.3456	新华保险	1.1154	北京银行	1.0349
4	中信证券	1.2864	海通证券	1.2105	兴业银行	0.9360	农业银行	0.8762
5	广发证券	1.2217	民生银行	1.1870	民生银行	0.8442	交通银行	0.8546
6	长江证券	1.2199	光大银行	1.0636	中国平安	0.7422	西南证券	0.8375
7	华夏银行	1.2157	交通银行	0.9666	海通证券	0.7062	中信证券	0.7783
8	光大证券	0.7405	平安银行	0.9004	招商银行	0.6975	浦发银行	0.7566
9	光大银行	0.6779	华泰证券	0.6448	东北证券	0.6709	华夏银行	0.6804
10	招商银行	0.6618	国金证券	0.6057	西南证券	0.6519	建设银行	0.6115
排名	2021		2022		2023			
	金融机构	综合度	金融机构	综合度	金融机构	综合度		
1	国元证券	1.7937	华泰证券	1.9404	国元证券	1.7652		
2	华泰证券	1.3184	长江证券	1.4495	广发证券	1.3453		
3	光大银行	1.1869	新华保险	1.3956	招商证券	1.2930		
4	招商银行	1.0452	北京银行	1.0637	平安银行	1.2131		
5	民生银行	0.8440	平安银行	0.9236	中国平安	1.1776		
6	海通证券	0.7291	东北证券	0.8712	中信证券	1.1167		
7	东北证券	0.5975	中国平安	0.8621	兴业银行	0.7021		
8	国金证券	0.5920	兴业银行	0.7936	华夏银行	0.6913		
9	中信银行	0.5305	招商证券	0.6900	北京银行	0.6891		
10	中信证券	0.4851	国金证券	0.6659	西南证券	0.6645		

表 4-3 波动率 MST 网络系统重要性金融机构（前十名）

排名	2017		2018		2019		2020	
	金融机构	综合度	金融机构	综合度	金融机构	综合度	金融机构	综合度
1	光大证券	1.8122	东北证券	1.7579	北京银行	1.9779	东北证券	1.8029
2	东北证券	1.5608	长江证券	1.5471	华夏银行	1.3936	海通证券	1.1994
3	浦发银行	1.3477	工商银行	1.2672	新华保险	1.3836	中信银行	1.0945
4	广发证券	1.2472	广发证券	0.8712	华泰证券	1.3619	华夏银行	1.0116
5	华夏银行	1.0301	中国太保	0.8619	民生银行	1.0839	招商证券	0.9077
6	中国平安	0.9889	交通银行	0.8355	招商银行	1.0690	民生银行	0.7916
7	交通银行	0.9122	海通证券	0.8159	国元证券	0.9562	广发证券	0.7301
8	华泰证券	0.8032	招商银行	0.7374	中国平安	0.9505	西南证券	0.7053
9	中国太保	0.7545	光大银行	0.7158	交通银行	0.8564	国元证券	0.6904
10	兴业银行	0.7335	华创云信	0.7117	南京银行	0.7825	浦发银行	0.5773
排名	2021		2022		2023			
	金融机构	综合度	金融机构	综合度	金融机构	综合度		
1	光大银行	1.7386	招商证券	1.8703	中信证券	1.9954		
2	浦发银行	1.6808	海通证券	1.4426	招商证券	1.4177		
3	建设银行	1.1994	国投资本	1.1732	平安银行	1.1948		
4	国元证券	1.0660	华夏银行	1.1624	国元证券	1.1731		
5	招商证券	0.9042	浦发银行	1.0000	工商银行	1.0587		
6	中国太保	0.8986	新华保险	0.8011	广发证券	0.8092		
7	长江证券	0.8229	交通银行	0.7726	西南证券	0.7594		
8	华泰证券	0.7950	中信证券	0.7461	海通证券	0.7590		
9	工商银行	0.7469	长江证券	0.6767	招商银行	0.7355		
10	招商银行	0.6267	北京银行	0.6605	中国银行	0.5749		

表 4-4 收益率和波动率 MST 网络排名重合率

排名	2017	2018	2019	2020	2021	2022	2023
前十	60%	40%	50%	50%	60%	50%	60%
前十五	67%	40%	67%	67%	67%	60%	67%
前二十	70%	70%	80%	80%	75%	70%	75%

第5章 总结与展望

5.1 总结

随着金融体系的快速发展，金融机构之间的联系更加紧密，并通过各种业务往来建立了金融网络体系。其中，系统重要性金融机构对金融网络体系的稳定发挥着重要作用，对系统重要性金融机构进行识别是防范系统性风险的必要前提，同时这也是宏观审慎政策的必然要求。本文研究从复杂网络的视角出发，对系统性金融机构的识别问题进行探究分析。首先基于收益率和波动率的距离相关系数构建了金融机构间的阈值网络，并通过网络的中心性指标识别出系统重要性金融机构。利用网络瓦解方法验证指标的有效性，采用 CoVaR 模型对金融机构的系统风险贡献度进行了测度，通过面板回归模型研究网络中心性指标对系统风险的影响，然后，通过金融机构之间的相关系数距离矩阵构建了最小生成树网络，最后通过主成分分析法构建综合中心性对系统重要性金融机构进行识别得出了以下主要结论：

第一，由收益率和波动率构建的金融阈值网络均具有小世界效应，这说明金融机构之间的关联很紧密，风险很容易就能通过金融网络进行传染。

第二，通过网络的中心性指标分析发现，系统重要性金融机构主要集中在银行业和证券业。这表明，这些行业的机构在金融网络中扮演着关键角色，对系统性风险具有较大影响力。

第三，利用 CoVaR 方法测度系统风险贡献度的结果显示，银行业的系统风险贡献度最高，紧接着是证券业进一步验证了银行业和证券业在金融系统中的重要性和潜在风险。

第四，从金融机构的系统风险贡献时序图中可以观察到，金融机构的风险贡献度具有显著的时变特征。不仅在 2018 年中美贸易摩擦和 2020 年新冠疫情等危机时期，金融机构的风险贡献度显著上升，而且在股市上涨的期间，如 2019 年和 2023 年，金融机构的风险贡献度也出现了明显上升。这表明，在市场繁荣时期，金融机构的风险也在不断积累。因此，监管机构应提前采取措施，强化对金融机构和金融系统的监管。

第五，通过面板回归模型的分析表明，中心性指标越高的金融机构，其系统风险贡献度也越大。这是因为在金融网络中，中心性较高的机构通常处于关键地位，具有重要的影响。一旦这些机构发生风险事件，风险更容易通过网络扩散到其他机构，对整个系统造成更大的冲击，扩大风险传染的范围。

第六，在 MST 网络中，通过对 MST 网络的正规化长度的动态变化分析，发现网络会在风险发生时关联程度变得更加紧密。在综合中心性排名中排在前十的也多为银行业证券业的机构，其中东北证券的综合中心性多次排在第一的位置，值得监管部门关注。

5.2 建议

为了防范系统性风险，监管部门可以采取以下措施来增强金融系统的稳定性：对系统重要性金融机构采取更为严格和细致的监管措施，例如提高系统重要性金融机构的资本充足率和流动性覆盖。利用指标法和复杂网络方法识别金融网络中的关键节点和薄弱环节，还可以跟大数据和机器学习等方法相结合，对系统性风险指标和市场的动态变化进行实时追踪。对规模较小的金融机构也不能忽视，它们可能与其它金融机构关联比较紧密，且更容易陷入困境，要采取相应的监管措施，例如设置风险预警指标。当发生重大系统性风险事件时，监管机构应该适时介入，适度干预，制定和实施全面的应急计划和危机管理框架，防止给金融系统造成更大的破坏，另外当经济繁荣的时候，监管部门也不能掉以轻心，要注意防范规避潜在的金融风险。另外可以与国际监管部门进行合作，积极参与国际金融稳定委员会和巴塞尔银行监管委员会的工作，维持一个健康稳定的全球金融市场。

5.3 展望

本研究采用复杂网络方法来研究分析我国金融机构的系统性重要性，取得了一定的研究成果，但仍存在一些不足之处，未来还需要进一步的研究分析。

(1)本文是以金融机构的日收益率和日极差波动率为基础来研究金融机构的重要性，未来可以加入更为多样化的金融指标。例如资产负债表数据、同业拆借数据等，构建更加全面的网络模型。使研究结果的精确性和适用性得到进一步提升。

(2)本文研究的主体是四类主要的金融机构，未来可以进一步扩充机构的类型，例如房地产行业，房地产行业对我国金融体系的稳定性也发挥着不可或缺的作用。

(3)本文构建的金融网络是无权无向的网络。未来可使用风险溢出指数等方法对金融网络的方向性和权重方面进行研究。

(4)本文未能充分考虑金融监管政策对金融机构重要性的影响，未来可以加入金融监管政策的模拟分析。研究监管政策对金融网络结构和风险传染路径的影响，为监管机构提供有价值的理论依据。

参考文献

- [1] 徐付伟. 多重复杂网络视角下的系统性金融风险溢出与传染研究 [D]. 中央财经大学, 2021.
- [2] 巴曙松, 高江健. 基于指标法评估中国系统重要性银行 [J]. 财经问题研究, 2012, (9): 48-56.
- [3] 周强, 杨柳勇. 论中国系统重要性银行识别——市场模型法还是指标法 [J]. 国际金融研究, 2014, (9): 70-79.
- [4] Adrian T, Brunnermeier M K. CoVaR [J]. The American economic review, 2016, 106(7): 1705-1741.
- [5] Acharya V, Engle R, Richardson M. Capital Shortfall: A New Approach to Ranking and Regulating Systemic Risks [J]. The American economic review, 2012, 102(3): 59-64.
- [6] 苏明政, 张庆君, 赵进文. 我国上市商业银行系统重要性评估与影响因素研究——基于预期损失分解视角 [J]. 南开经济研究, 2013, (3): 110-122.
- [7] Banulescu G D, Dumitrescu E I. Which are the SIFIs? A Component Expected Shortfall approach to systemic risk [J]. Journal of Banking & Finance, 2015, 50: 575-588.
- [8] Brownlees C, Engle R F. SRISK: A Conditional Capital Shortfall Measure of Systemic Risk [J]. Rev Financ Stud, 2017, 30(1): 48-79.
- [9] Grundke P, Tuchscherer M. Global systemic risk measures and their forecasting power for systemic events [J]. The European Journal of Finance, 2019, 25(3): 205-233.
- [10] Chen Z. Are Banks Too Big To Fail? Measuring Systemic Importance of Financial Institutions [J]. Ssrn Electronic Journal, 2010, 6: 205-250.
- [11] 严兵, 张禹, 王振磊. 中国系统重要性银行评估——基于 14 家上市银行数据的研究 [J]. 国际金融研究, 2013, (2): 47-57.
- [12] Battiston S, Puliga M, Kaushik R, et al. DebtRank: Too Central to Fail? Financial Networks, the FED and Systemic Risk [J]. Scientific Reports, 2012, 2(541): 1-6.

- [13] Aldasoro I, Angeloni I. Input-Output-based Measures of Systemic Importance [J]. Safe Working Paper, 2015, 15(4): 589-606.
- [14] Huang W Q, Wang D. A return spillover network perspective analysis of Chinese financial institutions' systemic importance [J]. Physica A: Statistical Mechanics and its Applications, 2018, 509: 405-421.
- [15] Fan X, Wang Y, Wang D. Network connectedness and China's systemic financial risk contagion——An analysis based on big data [J]. Pacific-Basin Finance Journal, 2021, 68: 101322.
- [16] 贾彦东. 金融机构的系统重要性分析——金融网络中的系统风险衡量与成本分担 [J]. 金融研究, 2011, (10): 17-33.
- [17] 左振宇, 李守伟, 何建敏. 我国银行网络拓扑结构特征的实证研究 [J]. 华东经济管理, 2012, 26(2): 98-101.
- [18] 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.
- [19] 王丹, 黄玮强. 基于波动溢出网络的我国金融机构系统重要性 [J]. 系统工程, 2018, 36(8): 27-36.
- [20] 邹冬. 网络视角下金融机构尾部风险传染效应和系统重要性研究 [D]. 华中科技大学, 2018.
- [21] 余博, 邹宇翔, 管超. 我国金融机构的系统风险重要性研究——基于 Clayton Copula 函数方法和 MST 网络模型 [J]. 保险研究, 2021, (6): 11-27.
- [22] 杨科, 王健辰, 田凤平. 银行网络结构与系统性金融风险传染 [J]. 系统工程理论与实践, 2024, 44(7): 2120-2136.
- [23] 许启发, 蒋翠侠, 汤彬彬. 基于 LASSO-QVAR 模型的中国金融机构尾部关联网络特征与系统性风险研究 [J]. 统计与信息论坛, 2025, 40(3): 56-72.
- [24] Jorion P. Value at Risk: The New Benchmark for Controlling Market Risk [J]. Irwin Professional Pub, 1997: 45-50.
- [25] Acharya V V, Pedersen L H, Philippon T, Richardson M P. Measuring Systemic Risk [J]. CEPR Discussion Papers, 2017, 29(1002): 85-119.
- [26] Brownlees C, Engle R F. SRISK: A Conditional Capital Shortfall Measure of

- Systemic Risk [J]. *Review of Financial Studies*, 2017, 30(1): 48-79.
- [27] Zedda S, Cannas G. Analysis of banks' systemic risk contribution and contagion determinants through the leave-one-out approach [J]. *Journal of Banking & Finance*, 2020, 112: 105160.
- [28] 白雪梅, 石大龙. 中国金融体系的系统性风险度量 [J]. *国际金融研究*, 2014, (6): 75-85.
- [29] 白雪, 牛锋. 金融机构系统性风险贡献的测度、检验与监管 [J]. *山西财经大学学报*, 2018, 40(12): 45-59.
- [30] 李苍舒, 沈艳. 数字经济时代下新金融业态风险的识别、测度及防控 [J]. *管理世界*, 2019, 35(12): 53-69.
- [31] 郭文伟, 王礼昱. 关联网络、风险溢出与重要系统性金融机构识别——基于市场、行业和机构的实证 [J]. *中央财经大学学报*, 2019, (5): 33-48.
- [32] 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.
- [33] 王纲金, 徐梓双, 谢赤. 中国金融机构关联性与系统性风险贡献研究——基于尾部风险溢出网络视角 [J]. *管理科学学报*, 2022, 25(5): 109-126.
- [34] 李政, 李丽雯, 贾妍妍, 等. 中国行业尾部风险的测度、预警和传染效应 [J]. *南开经济研究*, 2024, (4): 188-211.
- [35] Forbes K, Rigobon R. No Contagion, Only Interdependence: Measuring Stock Market Comovements [J]. *The Journal of Finance*, 2010, 57(5): 2223-2261.
- [36] Acemoglu D, Ozdaglar A, Tahbaz-Salehi A. Systemic Risk and Stability in Financial Networks [J]. *Social Science Electronic Publishing*, 2015, 105(2): 564-608.
- [37] Allen F, Gale D M. Financial Contagion [J]. *Journal of Political Economy*, 2000, 108(1): 1-33.
- [38] 方意, 贾妍妍, 赵阳. 重大冲击下全球外汇市场风险的生成机理研究 [J]. *财贸经济*, 2021, 42(5): 76-92.
- [39] Iori G, Masi G D, Precup O V, et al. A network analysis of the Italian overnight money market [J]. *Journal of Economic Dynamics & Control*, 2008, 32(1): 259-

278.

- [40] Markose S G S, Gatkowski M, et al. Too Interconnected To Fail: Financial Contagion and Systemic Risk In Network Model of CDS and Other Credit Enhancement Obligations of US Banks [J]. general information, 2010, 2(4): 561-562.
- [41] Gai P, Kapadia S. Contagion in financial networks [J]. Physical and Engineering Science, 2010, 466: 2401-2423.
- [42] 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.
- [43] 马君潞, 范小云, 曹元涛. 中国银行间市场双边传染的风险估测及其系统性特征分析 [J]. 经济研究, 2007, (1): 68-78.
- [44] 李守伟, 何建敏, 庄亚明, 等. 基于复杂网络的银行同业拆借市场稳定性研究 [J]. 管理工程学报, 2011, 25(2): 195-199.
- [45] 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.
- [46] 欧阳红兵, 康小康. 我国上市银行关联性分析及网络结构的动态演变 [J]. 南方金融, 2017, (7): 14-26.
- [47] 毛昌梅, 韩景倜, 刘举胜. 基于复杂网络的银行波动溢出效应研究 [J]. 复杂系统与复杂性科学, 2020, 17(2): 11-21.
- [48] 方意, 刘江龙. 银行关联性与系统性金融风险: 传染还是分担? [J]. 金融研究, 2023, (6): 57-74.
- [49] 何德旭, 苗文龙, 闫娟娟, 等. 全球系统性金融风险跨市场传染效应分析 [J]. 经济研究, 2021, 56(8): 4-21.
- [50] Adrian T, Brunnermeier M K. CoVaR [R]. National Bureau of Economic Research, 2011: 7-43.

攻读硕士期间发表的论文

- [1] 孔志, 李志民. 复杂网络视角下重要金融机构识别问题研究[J]. 太原师范学院学报(自然科学版), 2025, 24(1): 10-21.

致 谢

行文至此，落笔为终。在安徽工程大学的三年硕士生涯接近尾声，回首三年来的点点滴滴，心中感慨万千。三年中，憧憬过迷茫过也奋斗过，但心中充满的更多是感谢。

首先，我要由衷地感谢我的恩师——李志民教授。在整个硕士研究生期间，李老师给予了我无私的指导和支持，在学术上向我提供了宝贵的指导和建议，从论文的选题到完成离不开李志民教授的心血付出，李老师在学习和生活上给予了我无微不至的关心和照顾。并且导师严谨负责的治学态度和科研精神深深影响着我，值得我一生去学习。

同时，我要深深地感谢各位教授我研究生课程的辛勤的老师们和我的室友同学们，感谢他们在学习和生活中对我的关心和照顾。其次，我要感谢我的父母，感谢他们在我整个学习生涯中一直给予我无限的支持和理解，始终是最坚强的后盾。也感谢他们教会我很多做人的道理，让我懂得感恩，明辨是非，希望他们平安喜乐。

谨以此文，献给所有支持和帮助过我的人，再次表示最诚挚的感谢。