

分类号: F830

单位代码: 10363

密 级: 公开

学 号: 2211020142

题 目 基于因果网络的系统重要性银行评估问题研究

题 目 Research on the Assessment of Systemically
Important Bank Based on Causal Network

学 生 姓 名 : 李森

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：李森

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：



指导教师签名：



日期：2024 年 6 月 2 日

日期：2024 年 6 月 2 日

基于因果网络的系统重要性银行评估问题研究

摘 要

党的二十大报告指出我国发展处于战略机遇与风险挑战并存的时期，并强调要推动我国经济高质量发展，基于这一背景，我国金融领域的安全稳定显得尤为关键。在金融领域，单个金融机构会通过溢出效应将风险传染给其他金融机构，从而造成系统性风险。银行在我国金融体系中扮演着至关重要的角色，在资金配置、信用创造和风险管理中发挥着举足轻重的作用，由于其业务规模庞大、关联性强，一旦出现问题，很容易对金融环境的安全发展产生重大影响。因此，针对性的识别和评估系统重要性银行是确保金融系统稳定运行的关键。

本文基于我国上市银行股票收益率数据研究了我国系统重要性银行评估问题。首先通过线性及非线性的 Granger 因果检验分析银行间的关联关系，并构建银行间信息溢出网络，根据复杂网络相关特征指标分析银行间联系的紧密程度。其次基于复杂网络中心性指标概括性识别银行关键节点，并基于中心性指标变量运用主成分分析法针对性地识别和评估系统重要性银行，提出合理政策建议。全文安排如下：

第 1 章首先结合国际国内所经历的金融风险事件以及国家相关政策，阐述防范控制系统性风险及识别评估系统重要性银行的意义。其次，从银行间关联关系及复杂网络角度出发，对国内外识别系统重

要性银行及测度风险传染的研究进行文献综述，并明确本研究的内容和方法。

第 2 章整理阐述复杂网络理论基础，包括其复杂性及其基础数学工具图论的具体介绍，进而阐述网络相关特征指标、邻接矩阵相关理论及复杂网络基本模型，最后说明关于主成分分析法的理论基础，为文章相关实证分析做准备。

第 3 章为基于 Granger 因果检验的因果网络构建与分析，首先介绍线性及非线性 Granger 因果检验的相关理论基础，其次对所选取的数据进行处理并进行检验得到相关邻接矩阵，最后基于邻接矩阵生成线性及非线性的有向无权因果网络图，并对网络密度、网络直径、聚类系数等基本特征进行分析。

第 4 章为基于 Granger 因果网络的关键银行节点研究，根据上述构建的线性及非线性 Granger 因果网络，对网络多种中心性指标分别进行节点重要性排序，概括总结网络中的重要银行节点。并且为了得到更为具体的结果，使用主成分分析法对中心性指标进行综合评价，根据各银行的综合得分识别银行系统中处于核心位置的银行。

第 5 章则为相关结论、政策建议及展望部分，对重要银行节点识别与评估的实证分析结果进行归纳总结，并针对性的提出建议。

关键词：线性 Granger 因果网络，非线性 Granger 因果网络，复杂网络，网络分析法，系统重要性银行

Research on the Assessment of Systemically Important Bank Based on Causal Network

ABSTRACT

The report of the twentieth CPC National Congress points out that China's development is in a period of strategic opportunities risks, and challenges, emphasizing the need to promote the high-quality development of China's economy, the security and stability of the country's financial sector is particularly critical. In the financial sector, individual financial institutions can transmit risks to other financial institutions through spillover effects, thus causing systemic risks. Banks play a crucial role in China's financial system, playing a pivotal role in capital allocation, credit creation, and risk management, and due to the huge scale of their business and their strong relevance, once problems arise, they can easily have a significant impact on the safe development of the financial environment. Targeted identification and assessment of systemically important banks is therefore the key to ensuring the stable functioning of the financial system.

Based on the stock return data of China's listed banks, this thesis studies the evaluation of systemically important banks in China. Firstly, the linear and nonlinear Granger causality test is used to analyze the correlation between banks, the interbank information spillover network is constructed, and the closeness and stability of the interbank connection are analyzed according to the correlation characteristic indicators of the complex network. Secondly, we identify the key nodes of banks based on the centrality indicators of the complex network in a generalized way, and apply principal component analysis based on the centrality indicator

variables to identify and evaluate systemically important banks in a targeted way, and put forward reasonable policy recommendations. The full text is arranged below:

Chapter 1 begins by describing the significance of preventing and controlling systemic risk and identifying and assessing systemically important banks in the context of financial risk events experienced both internationally and domestically, as well as relevant national policies. Secondly, from the perspective of interbank correlation and complex networks, this thesis reviews the literature on the identification of systemically important banks and the measurement of risk contagion at home and abroad. It clarifies the content and methods of this study.

Chapter 2 organizes the elaboration of the theoretical foundation of complex networks, including the specific introduction of its complexity and its underlying mathematical tool, graph theory, and then elaborates the network-related characteristic indexes, the theory related to adjacency matrices, and the basic model of complex networks, and finally explains the theoretical foundation about the principal component analysis method, which prepares for the relevant empirical analyses in the article.

Chapter 3 is the causal network construction and analysis based on the Granger causality test, firstly, it introduces the relevant theoretical basis of linear and nonlinear Granger causality test, secondly, it processes and examines the selected data to obtain the relevant adjacency matrix, and finally, linear and nonlinear directed unweighted causal network graphs are generated based on the adjacency matrix, and basic features such as network density, network diameter and clustering coefficient are analysed.

Chapter 4 is the study of key bank nodes based on the Granger causal network, according to the above constructed linear and nonlinear Granger causal network, multiple centrality indexes of the network are ranked in

order of importance of nodes, and summarize the important bank nodes in the network. To get more specific results, the centrality indicators were evaluated in a comprehensive manner using principal component analysis, which identifies the banks that are at the core of the banking system based on their combined scores.

Chapter 5 then contains the relevant conclusions and policy recommendations and outlook section, which summarises the results of the empirical analyses of the identification and assessment of significant bank nodes and makes targeted recommendations.

Li Sen (Mathematics)

Supervised by Prof. Li Zhimin

KEY WORDS: linear Granger causal networks, nonlinear Granger causal networks, complex networks, network analysis, systemically important banks

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 国内外研究现状.....	2
1.3 研究内容及论文结构.....	5
第 2 章 理论基础.....	6
2.1 复杂网络理论.....	6
2.1.1 复杂网络基础概念.....	6
2.1.2 网络特征指标.....	7
2.1.3 复杂网络基本模型.....	11
2.1.4 网络邻接矩阵相关理论.....	12
2.2 主成分分析.....	13
第 3 章 Granger 因果网络构建与分析	16
3.1 线性 Granger 因果检验	16
3.1.1 ADF 检验.....	16
3.1.2 线性 Granger 因果检验	16
3.2 非线性 Granger 因果检验	17
3.2.1 BDS 检验.....	17
3.2.2 非线性 Granger 因果检验	18
3.3 Granger 因果网络的构建	19
3.3.1 数据选取及预处理.....	19
3.3.2 线性 Granger 因果网络的构建	20
3.3.3 非线性 Granger 因果网络的构建	21
3.4 网络基本特征分析.....	23

第 4 章 基于 Granger 因果网络的关键节点研究	25
4.1 基于网络结构特征的银行关键节点评估.....	25
4.1.1 基于节点出度的网络重要节点识别.....	25
4.1.2 基于中心性的网络关键节点评估.....	26
4.2 基于主成分分析的关键节点评估.....	29
第 5 章 结论与展望.....	38
5.1 研究结论.....	38
5.2 政策建议.....	39
5.3 不足和展望.....	39
参考文献.....	41
攻读硕士期间取得的学术成果.....	45
致谢.....	46

第 1 章 绪论

1.1 研究背景及意义

学者们对金融风险事件和金融危机的深入研究表明,基于单个金融机构的微观审慎监管不足以防范和化解系统性风险,而宏观审慎监管致力于防范和控制系统性风险、确保金融体系的整体稳健运行为各国所重视。银行系统作为金融体系的重要支柱,承担着资金中介、支付结算、信贷和融资等重要功能,通过提供流动性支持、稳定市场预期和管理风险能够缓解金融市场的波动。鉴于我国金融体系规模日益庞大且结构日趋复杂,防范银行因过度暴露于集体破产风险而引发的系统性危机显得尤为关键,因此我国一直将系统重要性银行的识别与监管置于金融监管改革的核心位置。

自党的十八大以来,党中央高度重视金融稳定与安全发展。党的十八届三中全会明确提出了规范金融机构管理和金融产品创新、防范金融风险等重要举措,党的十九大报告进一步提出推动金融业高质量发展,党的二十大报告提出经济高质量发展,推进国家安全体系和能力现代化。在金融领域,由于各地区金融机构相互关联,若单个金融机构发生风险,便可能在复杂的金融网络中通过溢出效应向其他行业传染风险,在此背景下从微观金融主体入手,尤其是对银行系统网络中的重要银行节点的评估与识别显得尤为重要。

系统重要性银行是指在银行系统中具有较大影响力、对其他银行或整个系统的稳定性具有关键作用的银行,这些银行通常具有较大的规模、较强的业务能力和广泛的网络联系,经营状况和风险水平对整个银行系统具有重要的影响,其发生风险事件会影响金融体系的安全稳定,因此需针对性地识别系统重要性银行并强化对其的监管。鉴于金融机构之间通过信贷、投资、担保等多样化方式形成高度关联的复杂网络结构,故从银行系统关联网络的角度研究银行之间的关联关系,识别评估网络中关键银行节点是有切实意义的。

1.2 国内外研究现状

Kaufman^[1]发现银行之间存在明显的风险溢出效应,这一效应使得单个银行的风险事件演化为银行间系统的风险。Allen 和 Gale^[2]基于三阶段流动偏好模型分析银行间网络结构的传染,发现银行关联性增强后,危机发生时损失会在更多的银行之间分摊,这种分摊机制有助于减轻对其他银行的不利冲击。经济与金融市场发展使得金融机构间的关联关系复杂化,银行之间不仅在同业拆借、支付结算、代理业务等方面存在业务往来联系,在资产负债、信息传递等方面也相互影响、相互关联,从而使得银行系统呈现复杂网络结构特征。故众多国内外学者基于复杂网络研究银行间关联关系,测度银行面临的系统性风险并识别评估系统重要性银行。构建银行网络的方法可从三方面进行:一是基于银行间同业拆借、支付结算及资产负债等具体业务构建网络模型;二是利用上市银行股票收益等市场数据信息构建银行收益或波动溢出的关联性网络;三是基于数值模拟和仿真技术对银行结构或数据进行假设和模拟,或通过已有的生物学网络模型构建银行网络并分析风险传染。

由于第一类基于银行间业务往来构建银行关联网络的研究所需的银行间风险敞口数据较难获取,故有些研究使用最大熵法或最小密度法进行研究。Upper 等^[3]基于资产负债表数据,运用最大熵方法估算银行体系的双边信贷关系矩阵,构建关联网络,研究单家银行的倒闭对风险蔓延的影响。Bech 等^[4]基于双边信贷限额数据,构建加拿大大额转账系统支付网络,分析流动性进而评估“中心”银行。VanLelyveld 等^[5]基于荷兰银行季度资产负债表头寸数据,构建荷兰银行市场的银行间风险敞口矩阵,研究银行间市场的网络结构,发现具有系统重要性的核心银行对其他银行提供银行间贷款很重要,但具有较低的相对缓冲能力。Lux^[6]通过银行资产负债表结构构建银行间借贷偿付关联网络,发现对于异质的资产负债表规模,银行系统借贷双边网络朝着不对称的核心-外围网络结构展开。Hong Fan 等^[7]基于最小密度法构建东盟国家银行间网络,通过节点中心性判断各国的系统重要性银行,研究发现系统风险在初始影响系统重要银行的情况下趋于达到峰值。Abduraimova 等^[8]基于银行资产负债表数据,分析银行网络连接紧密程度及结构特征,发现核心-外围结构更能代表真实银行间网络,且比随机网络及规则网络更容易出现偿付能力传染风险。国内学者中,马君潞、范小云等^[9]利用最大熵原

理构建银行间双边敞口矩阵,评估银行间双边风险传染,发现损失率的大小与风险的传染呈正相关。黄聪和贾彦东^[10]基于银行间支付结算数据对我国银行结构特点进行分析,发现结构呈现关键节点与局部团状共有的现象。欧阳红兵和刘晓东^[11]利用银行间同业拆借市场数据,通过最小生成树方法构建网络并识别网络中的重要节点。鲍勤等^[12]基于最大熵方法建立银行间资产负债关联网络并研究银行间市场网络结构,发现在具有中心-边缘层级特征的网络结构中,风险传染的范围和程度均有所增加。方意^[13]基于资产负债表数据构建了银行间直接关联网络模型,量化分析系统性风险,发现存在由杠杆率、银行资产规模及银行关联性驱动的“区制转换”效应。唐振鹏等^[14]运用最大熵原理,基于银行同业资产负债总额数据构建完全连接网络及中心边缘网络,分析外部冲击发生时银行在系统中重要性高低对核心资本损失率的影响,发现银行处于系统核心位置时核心资本损失率被放大的效果明显。黄玮强^[15]基于借贷数据,利用最大熵原理及最小密度法构建银行间借贷关联网络,分析银行的系统重要性,结果表明资产规模大、同业拆借率高的银行系统重要性越强。范小云、荣宇浩等^[16]基于最小密度法得到我国银行间双边风险敞口矩阵并构建银行间核心-外围模型,识别系统重要性银行。马晚路和范宏^[17]基于最小密度法构建银行间拆借网络,提出银行资产负债动态演化的系统性风险度量模型,探究银行间流动性对系统性风险的影响,发现流动性供给倾向的银行遭受资产损失对系统性风险的破坏度更大。

然而基于银行资产负债表数据,在全连接关联网络下进行的研究结果存在偏差(Markose^[18])。Mistrulli^[19]基于意大利银行实际双边风险敞口信息的可用性研究银行间风险传染,研究表明最大熵方法的估计会低估风险传染的严重性和范围。Anand^[20]基于金融机构资产负债数据及最大熵方法构建关联网络,指出由于获取全面数据有难度,且假设任意两银行间均存在借贷关系,会低估银行间的风险传染。也就是说,最大熵方法通常假设关联网络是全连接的,但由于信息处理等因素,多数银行无法与所有其他银行同时存在借贷关系(Craig^[21])。

相比之下,第二类基于银行股价的研究数据更易获得且具有高频性、时效性的特点,众多学者基于市场数据分析银行间关联关系研究系统性风险。Billio^[22]基于金融企业股票收益率的 Granger 因果检验构建金融关联网络,构造动态因果指数,对风险溢出网络关联特征进行分析。Wang^[23]基于方差分解法,构建中国

金融机构多层信息溢出网络并分析网络的拓扑性质,指出银行的系统重要性应根据具体情况分析。Fan^[24]采用实证贝叶斯方法,基于股票收益数据、文本情绪及MES 数据,运用高斯模型构建金融机构间的有向网络图,分析金融机构的系统重要性。国内学者中,李政等^[25]基于股票价格数据构建无条件关联网络,运用网络分析法探讨影响网络关联性的因素,发现我国金融机构信息溢出关联网络展现出复杂网络的一些典型特性,且部门之间的网络关联关系存在非对称性。欧阳红兵^[26]采用 DCC-MVGARCH 模型,以我国上市银行股票日收盘价为基础数据,测度银行股价相关性并构建银行间关联网络,深入分析该网络的特征及分析传染路径,识别系统重要性银行。黄玮强^[27]等基于金融机构股票信息溢出关系构建信息溢出网络,利用网络结构特征衡量金融机构的风险传染强度及风险承受强度。张剑锋^[28]基于金融市场上股票每日收盘价数据,通过 Granger 因果检验构建中国金融市场网络拓扑图,研究金融市场风险传染。宫晓莉等^[29]利用金融机构市场数据,基于方差分解法构建波动溢出网络,并通过网络的拓扑结构特征分析金融系统内部的风险传染特点。徐国祥等^[30]基于上市银行股票收益率和年报数据,针对共同风险敞口和异质风险敞口分别构建直接和间接关联关系网络,研究网络关联性及其他因素对银行系统性风险损失的影响。

第三类基于数值模拟和仿真技术,或通过已有的生物学、社会网络等模型构建银行网络模型并分析风险传染。Iori^[31]以随机网络为基础模拟银行间贷款模型,发现当银行规模和风险敞口相似时,银行间的风险传染效应相对较弱。Thurner 等^[32]将银行网络结构与动态博弈模型相结合,结果表明银行间市场中具有局部风险分担合作的银行有着更高的违约率。Lenzu 和 Tedeschi^[33]基于银行间信用关系构建网络结构,研究发现相比于无标度网络,随机金融网络能够使银行间系统更有弹性地应对风险冲击。Toivanen^[34]通过实施 SIR 模型仿真模拟银行同业拆借网络中的风险传播,分析个别银行特定因素对金融稳定的重要性,研究发现中央银行的干预只能略微减少风险传染。国内研究中,李守伟等^[35]借鉴 SIR 模型建立银行风险传染随机模型,通过仿真研究风险传染受哪些因素影响,发现降低银行间的关联度及传染率均能够控制银行风险传染。王晓枫、廖凯亮等^[36]基于复杂网络构造银行同业拆借网络,并利用随机模拟技术探究复杂网络结构中无标度特性对银行风险的传播效果,发现小型银行更容易在面临系统性冲击时陷入倒闭风险,并

将这种风险传递给大型银行。徐涛、何建敏等^[37]构建银行间网络结构模型并进行演化仿真分析, 研究表明所构建的银行间市场网络具有小世界及无标度特征, 且该特征受风险传染影响。

1.3 研究内容及论文结构

精确识别系统重要性银行并加强其监管对保障金融环境的稳健运行至关重要。尽管现有文献已经对金融机构间的相互关联关系及其对系统性风险的影响进行了广泛研究, 但这些研究大多局限于线性框架分析, 而金融机构在相互作用的过程中会因金融危机、经济政策等发生结构性改变而呈现出非线性特征, 仅从线性角度进行相关研究可能出现偏差。本文从复杂网络视角, 基于银行间线性及非线性关联关系构建银行间信息溢出网络, 结合 Granger 因果检验与社会网络分析法, 研究关联网络结构与银行间系统重要性银行之间的关系, 采用非线性 Granger 因果检验方法弥补了仅考虑线性关系所带来的不足, 并且采用主成分分析法来度量和分析我国 A 股上市银行间的关联度及关联结构, 进而识别系统重要性银行评估系统性风险。本文研究框架图如下所示:

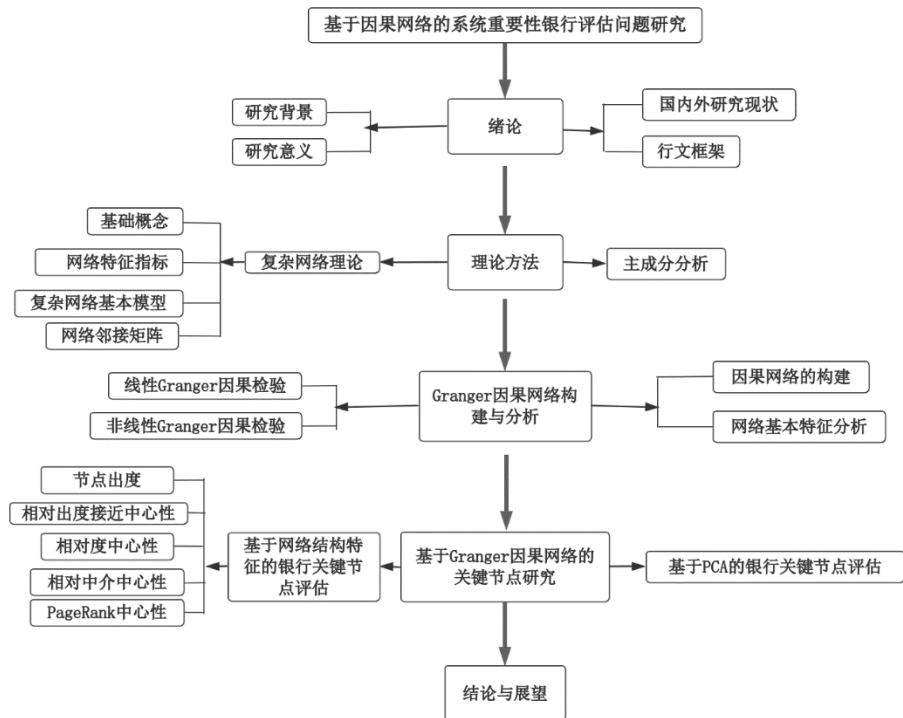


图 1-1 框架图

第 2 章 理论基础

2.1 复杂网络理论

2.1.1 复杂网络基础概念

复杂网络分析是将复杂系统看作由多个相互连接的节点和边组成的集合体，具有高度的复杂性，主要体现在以下几个方面：

(1) 网络规模显著：复杂网络一般包含大量的节点，且其组织形态展现出多样化的特征。

(2) 网络结构具有复杂性和多样性：多数网络既不是完全有序的，也不完全遵循随机分布，而是呈现出有序与随机相结合的复杂结构。

(3) 网络具有时变性：网络的结构随着时间和环境的变化而发展，节点的数量可能持续变动，连接的模式和边的强度也可能随之调整。

(4) 节点异质性：在复杂网络中，节点可以代表多种多样的实体。

(5) 链接多样性：节点之间的链接强度不均，这要求通过不同类型的复杂网络进行准确的描述和分析。

复杂网络研究方法主要包括图论、统计物理、非线性科学、数据挖掘等。其中，图论提供了描述和分析网络结构的语言和方法，是复杂网络理论中最基本的数学工具，提供了对节点和边之间关系的形式化描述，以及对网络结构和拓扑特征的分析方法。网络可化为由节点集合 V 和边集合 E 组成的图 $G=(V,E)$ ，若网络中任意两个点 (i,j) 与 (j,i) 对应的边相同，则该网络被称作无向网络，否则为有向网络。无向网络中的连边仅表示两个节点之间的关联或连接，而有向网络中的连边均带有明确的方向性，指示从一个节点到另一个节点的单向关系，在金融机构关联网络中，有向边可能表示资金流、信息传递或风险传播的方向。进一步细化，根据网络节点之间连接的重要性赋予不同的权重，那么网络称为加权网络，相对应的，如果网络中的连接没有权重差异，则称为无权网络。

2.1.2 网络特征指标

网络特征指标是用于描述和评估网络结构和性能的一系列度量,这些指标可以帮助了解网络的复杂性、稳定性等方面的特性。常见的网络特征指标主要有以下几种:

(1) 网络密度(Density)

网络密度定义为网络中实际存在边数与理论上可能存在的最大边数之比,即:

$$D = \frac{2E}{N(N-1)}, \quad (2.1)$$

其中, E 是实际存在的边数, N 为网络节点数, $\frac{1}{2}N(N-1)$ 表示在一个完全连通图中可能存在的边的数量。网络密度的值域介于 0 到 1 之间,该值趋近于 1 时表明网络内节点之间的连接密集程度高,几乎所有潜在的连接都存在,当网络密度接近 0 时,则表示节点之间连接相对稀疏,边的数量较为稀少。

(2) 网络直径(Network Diameter)

网络中两节点 i 和 j 之间的距离 d_{ij} 为联系两节点所经历边的最小数目,其最大距离称为网络的直径,记为 S , 定义为:

$$S = \max_{i,j} d_{ij}. \quad (2.2)$$

(3) 平均路径长度(Average Path Length)

平均路径长度 L 反映网络中所有节点对之间的平均最短距离,公式表达如下:

$$L = \frac{1}{\frac{1}{2}N(N+1)} \sum_{i \geq j} d_{ij}. \quad (2.3)$$

平均路径长度衡量网络传输效率,在许多实际网络中,尽管节点数 N 很大但 L 却很小,这反映了复杂网络的小世界特性,即节点之间的连接呈现出高度聚集的局部结构和相对稀疏的远程结构,从而导致了较小的平均路径长度,且这种网络直径也相对较小,进一步说明了网络的高效连通性。

(4) 聚类系数(Clustering Coefficient)

聚类系数反映一个节点的直接邻居节点之间相互连接的紧密程度,若网络中的一个节点 i 有 k_i 条边与其他节点相连,这 k_i 个其他节点称为 i 的邻节点。在 k_i 个

节点之间理论上最多可存在 $k_i(k_i - 1)/2$ 条边，假设这 k_i 个节点间实际存在的边数为 E_i ，则节点 i 的聚类系数 C_i 表达为：

$$C_i = \frac{2E_i}{k_i(k_i - 1)}, \quad (2.4)$$

而平均聚类系数衡量了整个网络中节点的聚集水平：

$$C = \frac{\sum_{i=1}^N C_i}{N}, \quad (2.5)$$

其取值范围在 0 到 1 之间，平均聚类系数接近 1 表明网络中的节点倾向于形成高度密集的群集，即网络中的节点往往与彼此紧密连接，平均聚类系数接近 0 表明网络中的节点之间的连接相对较稀疏。

(5) 度与度数中心度(Degree Centrality)

节点的度提供了一个直观的度量，用以评估节点在整个网络中的关键作用。网络节点的度数中心度(Degree Centrality)能够衡量节点重要性，测量节点间直接影响力，考察的是网络局域特征，值越高则说明节点在网络中邻居节点数目越多，节点越占据核心位置，可分为绝对和相对中心度，某点 i 的绝对度数中心度(DC_{Ai})表示为与其直接相连的节点个数，在有向网络中可细分为入度(In-degree)和出度(Out-degree)，分别表示指向该节点的边的数量和从该节点出发的边的数量，分别定义为：

$$k_i^{in} = \sum_{j=1}^N a_{ji}, \quad k_i^{out} = \sum_{j=1}^N a_{ij}. \quad (2.6)$$

为了对不同网络进行比较，Freeman^[38]提出相对度数中心度，其可用于评估有向图中节点的中心度，也称为度中心性。在包含 N 个节点的网络中，任一节点的最大可能度数为 $N - 1$ ，则在有向网络中，某点 i 的相对度中心性(DC_i)定义：

$$DC_{Ri} = \frac{k_i^{out} + k_i^{in}}{2N - 2}. \quad (2.7)$$

(6) 介数与中介中心性(Betweenness Centrality)

节点的介数(Betweenness)反映某节点在网络中的重要性。点 i 相对于点对 j 、 k 的介数(也即中间度)指的是 i 点处于 j 、 k 捷径上的能力($b_{jk}(i)$)，假设点 j 和

点 k 之间存在的捷径数为 g_{jk} ，两点之间存在的经过点 i 的捷径数为 $g_{jk}(i)$ ，则 $b_{jk}(i)$ 即为 i 处于点 j 和点 k 之间的捷径上的概率，即：

$$b_{jk}(i) = \frac{g_{jk}(i)}{g_{jk}}, \quad (2.8)$$

点 i 相应于图中全部点对的中间度之和即为该点的绝对中间中心度(即介数)：

$$BC_{Ai} = \sum_j^n \sum_k^n b_{jk}(i), j \neq k \neq i \text{ 并且 } j < k, \quad (2.9)$$

某个节点的介数大，表明该节点通过的信息流量较大，因此也更可能成为信息拥堵的地点。另外，为了比较不同网络点的中介中心性，将其进行标准化，称相对中间(介)中心性：

$$BC_{Ri} = \frac{2BC_{Ai}}{N^2 - 3N + 2}, \quad (2.10)$$

中介中心性用于评估节点对其他节点间交互的控制能力，考查网络的全局属性，值越大说明经过某节点的最短路径数越多，该节点越有影响力。

(7) 接近中心性(Closeness Centrality)

接近中心性用于评估节点在网络中的位置。若某一节点具有较高的接近中心度，这意味着该节点能够更便携地与其他节点进行交流或传播信息。接近中心性通常取节点到其他所有节点的最短路径长度之和的倒数，可通过以下公式表示：

$$CC_{Ri} = \frac{1}{d_i} = \frac{1}{N-1} \sum_{j=1}^n d_{ij}, \quad (2.11)$$

其中 d_i 为节点 i 到其他节点的平均最短距离，定义为：

$$d_i = \frac{1}{N-1} \sum_{j \neq i} d_{ij}, \quad (2.12)$$

d_i 越小则代表节点接近中心性越大，即节点越靠近于网络的中心位置且对节点之间信息流动的控制能力好。

(8) 特征向量中心性(Eigenvector Centrality)

基于特征向量的节点重要性排序方法同时考虑了节点的度中心性及其邻居节点的重要性，从而更全面地评估节点在网络中的地位。其中最具代表性的是特征向量中心性，其计算涉及线性代数中的特征向量和特征值的概念。具体来说，

可将网络表示为邻接矩阵的形式，矩阵中最大特征值对应的特征向量就是特征向量中心性的度量。网络节点 v_i 的特征向量中心性定义为：

$$c_e(v_i) = \frac{1}{\lambda} \sum_{j=1}^N A_{i,j} \cdot c_e(v_j), \quad (2.13)$$

也可表达为矩阵的形式：

$$c_e(v_i) = \frac{1}{\lambda} A \cdot c_e, \quad (2.14)$$

式中 $c_e \in R^N$ 是包含所有节点特征向量中心性的向量，用矢量来描述可以写为特征向量方程：

$$\lambda \cdot c_e(v_i) = A \cdot c_e, \quad (2.15)$$

其中 c_e 为矩阵的特征向量， λ 为其对应的特征值。根据 Perron-Frobenius 定理，对于一个不可约非负方阵，则 A 总有正的特征值，且该特征值的模大于其他所有特征值的模 λ ，那么可以选择最大特征值 λ 对应的特征向量表示为特征向量中心性。特征向量中心性克服了度中心性只考虑直接连接的局限性，通过递归地考虑邻居节点的重要性，更全面地评估了节点的影响力。

(9) PageRank 算法

由于在有向网络中邻居节点的重要性(即点的出度及入度)会因方向性受到影响，故在有向网络中采用 PageRank 算法判别某一节点的邻居节点重要性对其的影响。PageRank 算法旨在评定网页的重要性或等级，其算法理念与特征向量中心性相似，认为一个网页的重要性不仅由指向该网页的链接数量决定，还受到这些链接来源网页的质量影响，若一个页面被少数高质量网页链接，或者被大量其他网页所链接，那么这个网页被认为具有较高的重要性。该算法首先给网络中的所有网页分配相同的初始值 PR ，之后通过迭代计算和递归来更新每个网页的 PR 值，反复运算直至 PR 值稳定后止，得出的值即为网页的重要性排序，表达形式如下：

$$PR(i) = \frac{1-\sigma}{N} + \sigma \sum_{j=1}^N \frac{PR(T_j)}{N_{T_j}}, \quad (2.16)$$

其中 $PR(i)$ 为网页 i 的 PR 值， σ 为阻尼系数，反映了用户在访问一个网页后继续

点击其他链接的概率， N 为网页总数量， $T_1, T_2, \dots, T_N$ 为指向网页 i 的其他网页。 $PR(T_j)$ 为其他网页的 PR 值。 N_{T_i} 为指向网页 i 的其他网页的数量。根据上述可知，一个网页被多个重要的网页所指向，那么该网页的 PR 值越大，这个网页的重要性也高。

2.1.3 复杂网络基本模型

(1) 规则网络

最初研究的网络模型为具有规则布局的网络结构。其一，在全局耦合网络中网络的每个节点都与其他节点直接相连，这种网络的局限性在于其边数有 $N(N-1)/2$ 条，但对于大多数较为稀疏的实际网络而言，边的数目均是小于这个数值的。其二，在探讨较为稀疏的规则网络时，最近邻耦合网络的每个节点都只与该节点左右的 $K/2$ (K 是偶数) 个邻节点建立连接，这使得规模较大的网络展现出高度的聚类特性。其三，星形网络由一个核心节点及 $N-1$ 个连接到该核心的节点组成，除此之外的其他节点之间并无直接联系。

(2) 随机网络

随机网络模型的典型代表是 ER 模型，该模型的构建过程是将网络中 N 个节点中每一对节点之间以概率 P ($0 \leq P \leq 1$) 随机地创建连接，这种随机图的聚类系数较低 ($C = P \leq 1$)，实际上复杂网络的聚类系数往往高于同规模的随机图。

(3) 小世界网络

小世界网络模型同时保持了较短的平均路径长度和较高的聚类系数。最早由 Watts 和 Strogatz 引入，因此也被称作 WS 模型。模型的构建过程包括以下几个步骤：

- a. 构建含有 N 个节点的规则网络，其中每个节点均只与其相邻的两个节点相连。
- b. 以概率 P 随机地重新配置网络中的边，即持网络中每一条边一端的节点固定，另一端的节点随机连接到其他节点上且不出现自环和重复边。
- c. 该模型中， $P=0$ 时对应的是完全规则网络， $P=1$ 时对应的是完全随机网络。

(4) 无标度网络

ER 随机图和 WS 小世界网络模型网络中，节点连接的度分布大致符合泊松分布。然而，复杂网络中许多网络的节点度分布遵循幂律分布，被称作无标度网络也被称为 BA 无标度网络模型，其构造算法如下：

a. 建立一具有 N_0 个节点的网络，在每一时刻新增加一个节点，并将其连接到已存在的 N 个节点上，此处的 N 要小于 N_0 。

b. 已存在的节点 i 与新节点相连接的概率 $P(i)$ 与节点 i 的度 D_i 以及节点 j 的度 D_j 满足：

$$P(D_i) = \frac{D_i}{\sum_j D_j}, \quad (2.17)$$

在经过 s 步后会产生一个具有 $M = s + N_0$ 个节点和 Ns 条边的 BA 无标度网络。

2.1.4 网络邻接矩阵相关理论

网络邻接矩阵(Adjacency Matrix)是网络分析中用于描述节点相互连接状态的一种矩阵形式，对于一个图 $G = (V, E)$ ，其中节点集合 $V = \{v_1, v_2, \dots, v_n\}$ ，则对应的邻接矩阵记为 $A(G) = (a_{ij})_{N \times N}$ ，且在 0-1 矩阵中有：

$$a_{i,j} = \begin{cases} 1 & \text{若 } (v_i, v_j) \in E \\ 0 & \text{若 } (v_i, v_j) \notin E \end{cases} \quad (2.18)$$

其在图论中应用广泛且深入，具体体现在以下几个方面：

(1) 邻接矩阵是表示图结构的一种重要方式，通过 0-1 邻接矩阵可以直观地看到无权图中各个顶点之间的连接关系，在有权图中矩阵对应元素位置的值通常为边的权值。在无向图中矩阵中元素 $a_{i,j}$ ， $a_{j,i}$ 表示相同的连接关系，矩阵元素 $a_{i,j}$ 值为 1 表示两顶点间存在连边，且矩阵主对角线元素均为 0，即邻接矩阵是对称的。在有向图中矩阵元素的值为 1 或某个非零权重，则表示存在一条从顶点 i 到顶点 j 的连边，且此时邻接矩阵一般是不对称的，但能够反映图中边的方向性。

(2) 邻接矩阵是实现图算法的重要工具，具体表现为：

a. 无向图中节点 v_i 的度为其对应列(或行)中非零元素的个数, 有向图中节点 v_i 的出度、入度分别由其对应行、列中非零元素的数量决定。

b. 邻接矩阵的幂可以表示图中节点之间的路径数, 具体来说, 邻接矩阵的 k 次幂中的元素 $a_{i,j}$ 表示从顶点 i 到顶点 j 经过 k 步可以到达的路径数量, 这是因为每个矩阵元素的值是通过将邻接矩阵自乘 k 次得到的, 实际上计算了通过所有可能的中间点从顶点 i 到顶点 j 的 k 步路径的数量。

(3) 邻接矩阵能够通过计算得出可达矩阵分析网络的连通性。通过单位矩阵与邻接矩阵相加, 形成新的矩阵 $M(G)$, 然后矩阵 $M(G)$ 进行次幂计算, 直到满足特定收敛条件即得到可达矩阵 $R(G)$, 可达矩阵中的元素 $r_{i,j}$ 为 1 表示从节点 i 到节点 j 存在一条路径, 如果 $r_{i,j}$ 为 0, 则表示不存在这样的路径。若可达矩阵满足 $r_{i,j}=1$, 那么该网络是强连通的, 这意味着网络中的任意节点都可以通过某种路径到达其他任意节点, 此时可达矩阵是对称的。而在单向连通网络中顶点间的可达性是单向的, 此时矩阵不一定是对称的。

(4) 通过邻接矩阵能够得出接近中心性及接近中心性, 首先通过 Floyd-Warshall 算法或 Floyd 算法遍历邻接矩阵, 找出所有节点对之间的最短路径长度, 其次基于公式计算得到接近中心性值。计算中介中心性时需要统计最短路径中经过的节点以便确定了哪些节点在哪些最短路径上, 进而基于公式计算得出。且上述两中心性能够通过标准化处理得到相对中心性以便对不同网拓扑结构的进行比较。

2.2 主成分分析

主成分分析(Principal Component Analysis, PCA)用于数据降维及特征提取, 旨在识别数据集中关键的变化趋势, 并将这些趋势转换为一组不相关的新变量, 即主成分。主成分分析的目标是找到能够最大化数据方差的方向, 然后将数据投影到这些方向上, 以实现数据的降维和特征提取。

主成分分析方法的主要思路如下所示:

(1) 假设主成分分析的指标变量有 m 个: $x_1, x_2, \dots, x_m$, 评价对象有 n 个, 第 i 个评价对象的第 j 个指标的取值为 x_{ij} , 对原始指标数据标准化处理, 从而消除变量纲对指标测度的影响。通常的标准化处理为均值—方差标准化:

$$x_{ij} = \frac{x_{ij} - \bar{x}_j}{s_j} (j=1, 2, \dots, m; i=1, 2, \dots, n), \quad (2.19)$$

其中 $\bar{x}_j = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_{ij}$, $s_j = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_{ij} - \bar{x}_j)^2}$, ($j=1, 2, \dots, m$) 分别为第 j 个指标的样本均值和标准差。

(2) 对各指标标准化处之后, 计算各指标之间相关系数并构建相关系数矩阵:

$$R = \begin{bmatrix} r_{11} & r_{12} & \cdots & r_{1p} \\ r_{21} & r_{22} & \cdots & r_{2p} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ r_{p1} & r_{p2} & \cdots & r_{pp} \end{bmatrix}, \quad (2.20)$$

$$r_{ij} = \frac{\sum_{k=1}^n x_{ki} \cdot x_{kj}}{n-1}, (i, j=1, 2, \dots, m). \quad (2.21)$$

(3) 通过特征方程 $|\lambda I - R| = 0$ 求出上述协方差矩阵的特征值和特征向量, 根据降序排列得 $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_p \geq 0$ 。

(4) 所求的特征根代表该因子所包含的能够解释原本各序列波动水平的比例, 也被称作方差贡献率, 其计算方法如下所示:

$$\text{方差贡献率: } \frac{\lambda_i}{\sum_{k=1}^p \lambda_k} (i=1, 2, \dots, p), \quad (2.22)$$

$$\text{累积方差贡献率: } \frac{\sum_{k=1}^i \lambda_k}{\sum_{k=1}^p \lambda_k} (i=1, 2, \dots, p). \quad (2.23)$$

特征向量则代表从原指标到因子所需的线性组合。在一般操作的情况下, 通常选取特征值大于 1 的特征向量作为主成分。

(5) 在获得了有效的主成分因子之后, 可以计算主成分因子与原指标构成指标之间的相关系数。这一系数通常也被称为因子载荷, 用于判断各因子所承载的

构成指标信息。在这一步本文也通常基于因子载荷的水平赋予该主成分因子以一定的经济意义。

(6) 判断了主成分因子的经济意义,并得出全部有效的特征根及特征向量后,既可根据特征向量进行加权获得各主成分因子的基础得分。

主成分分析能够在保留数据的基本结构的同时减少数据的维度,从而提高了数据处理的效率和可解释性。

第 3 章 Granger 因果网络构建与分析

3.1 线性 Granger 因果检验

3.1.1 ADF 检验

Granger 因果检验旨在评估一个时间序列是否具备预测另一个时间序列的能力，从而判断它们之间是否存在因果联系，其基于时间序列数据的统计特性推断变量间的因果效应。由于非平稳因素的影响可能会导致虚假的检验结果，故进行相关分析之前需进行平稳性检验。ADF 检验原理是分析时间序列是否存在单位根，如果不存在单位根则序列是平稳的。假设序列的确定部分能够由过去 p 期的历史数据描述，则有：

$$r_t = \alpha_1 r_{t-1} + \alpha_2 r_{t-2} + \dots + \alpha_p r_{t-p} + \omega_t, \quad (3.1)$$

式中 ω_t 是序列的随机部分，满足 $\omega_t \sim N(0, \sigma^2)$ 。上式特征方程为：

$$\lambda^p - \alpha_1 \lambda^{p-1} - \alpha_2 \lambda^{p-2} - \dots - \alpha_p = 0, \quad (3.2)$$

将此特征方程的非零特征根记作 $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_p$ ，若有：

$$|\lambda_i| < 1, i = 1, 2, \dots, p, \quad (3.3)$$

则说明特征根均在单位圆内，即序列 r_t 是平稳的。

3.1.2 线性 Granger 因果检验

传统的 Granger 因果检验考察变量之间的线性因果关系，对于模型中的两个时间序列变量 X_t 、 Y_t ，两者的 Granger 因果检验基本表达式为：

$$R_{X,t} = \sum_{i=1}^m \alpha_i R_{X,t-i} + \sum_{j=1}^q \beta_j R_{Y,t-j} + \varepsilon_t, \quad (3.4)$$

$$R_{Y,t} = \sum_{i=1}^r \gamma_i R_{X,t-i} + \sum_{j=1}^s \delta_j R_{Y,t-j} + \eta_t, \quad (3.5)$$

其中，股票对数收益率 $R_{i,t} = \ln(\frac{p_{i,t}}{p_{i,t-1}})$ ， p 为股票收盘价。 m 、 q 、 r 、 s 表示滞后阶数， ε_t 、 η_t 是不相关的白噪声序列，也即残差序列，下文用时间序列 Z_t 表示。提出原假设：

$$H_0 : \beta_1 = \beta_2 = \dots = \beta_q = 0, \quad (3.6)$$

即 Y_t 不是 X_t 的 Granger 原因。若存在 $\beta_j \neq 0, 1 \leq j \leq q$ ，则拒绝原假设，认为 Y_t 是 $R_{X,t}$ 的 Granger 原因。同样，提出原假设：

$$H_0 : \delta_1 = \delta_2 = \dots = \delta_s = 0, \quad (3.7)$$

即 X_t 不是 Y_t 的 Granger 原因。若存在 $\delta_j \neq 0, 1 \leq j \leq s$ ，则拒绝原假设，认为 X_t 是 Y_t 的 Granger 原因。对银行对数收益率数据进行两两间的 Granger 因果检验，若拒绝原假设，表明存在由 X_t 到 Y_t 的 Granger 因果关系。即两银行节点之间存在一条由“Granger 因”指向“Granger 果”的连边。

3.2 非线性 Granger 因果检验

3.2.1 BDS 检验

进行非线性 Granger 因果检验前，首先考察变量是否存在非线性效应，Diks 和 Panchenko^[39]改进了 Beak 和 Brock、Hiemstra 和 Jones^[40]的非参数 T_n 检验方法，基于空间概率中相关性积分(Correlation Integral)，描述变量间非线性关系的非参数统计方法 BDS 方法。本文对所构建的向量自回归模型剔除线性关系，得到残差序列 ε_t 、 η_t 后进行 BDS 检验。

设时间序列 Z_t 的 m 维向量 $Z_t^m = (Z_t, Z_{t+1}, \dots, Z_{t+m-1})^T$ ，则相关性积分定义如下：

$$\hat{Z}(N, m, \delta) = \frac{2}{N(N-1)} \sum_{t < s} H(\delta - \|Z_t^m - Z_s^m\|), \quad (3.8)$$

其中， N 为时间序列 Z_t 的期数， $N = T - m + 1$ ， δ 为与中心点 Z_t 的距离，在后文

称为带宽, $H(\varphi) = \begin{cases} 0 & \varphi \leq 0 \\ 1 & \varphi > 0 \end{cases}$ 。相关性积分衡量欧式空间中两向量 Z_t^m 和 Z_s^m 的欧

式空间距离小于 δ 的概率。则 BDS 检验统计量:

$$W(m, \delta) = \frac{\sqrt{T}[Z(N, m, \delta) - Z(N, 1, \delta)^m]}{\sigma_m(\delta)}, \quad (3.9)$$

其中, $\sigma_m(\delta)$ 为给定 m 维样本的标准差。BDS 统计量的渐进分布为标准正态分布, 即 $W(m, \delta) \sim N(0, 1)$ 。对残差序列 $\varepsilon_{1,t}$ 、 $\varepsilon_{2,t}$ 进行 BDS 检验, 检验残差序列是否独立同分布, 若残差序列存在非线性趋势, 那么采用非线性 Granger 因果检验进行分析可能更为合适。

3.2.2 非线性 Granger 因果检验

本文采用 Diks 和 Panchenko 的非参数 T_n 检验方法, 对变量间的非线性因果关系进行检验。该方法原假设为变量间不存在 Granger 因果关系, 即

$$H_0: Y_{t+1} | (X_t^{L_x}, Y_t^{L_y}) \sim Y_{t+1} | Y_t^{L_y}, \quad (3.10)$$

其中 $X_{t-L_x}^{L_x} = (X_{t-L_x+1}, X_{t-L_x+2}, \dots, X_t)$, $(L_x \geq 1)$, $Y_{t-L_y}^{L_y} = (Y_{t-L_y+1}, Y_{t-L_y+2}, \dots, Y_t)$, $(L_y \geq 1)$ 分别表示滞后 L_x 、 L_y 阶向量。记 $Z = Y_{t+1}$, $X = X_{t-L_x}^{L_x}$, $Y = Y_{t-L_y}^{L_y}$, 假定 $L_x = L_y = 1$, 则序列服从的分布满足:

$$\frac{f_{X,Y,Z}(X, Y, Z)}{f_Y(Y)} = \frac{f_{X,Y}(X, Y)}{f_Y(Y)} \cdot \frac{f_{Y,Z}(Y, Z)}{f_Y(Y)} \quad (3.11)$$

进一步研究表明, 原假设成立意味着以下关系式成立:

$$q \equiv E(f_{X,Y,Z}(X, Y, Z)f_Y(Y) - f_{X,Y}(X, Y) \cdot f_{Y,Z}(Y, Z)) = 0 \quad (3.12)$$

接着构造 T_n 统计量进行非线性因果关系检验:

$$T_n(\delta_n) = \frac{n-1}{n(n-2)} \sum_i (\hat{f}_{X,Y,Z}(X_i, Y_i, Z_i) f_Y(Y_i) - \hat{f}_{X,Y}(X_i, Y) \hat{f}_{Y,Z}(Y_i, Z_i)), \quad (3.13)$$

其中, δ_n 为带宽参数, $\hat{f}_\mu(\mu)$ 为随机向量的样本密度函数估计值。且基于上式的

T_n 检验统计量收敛于正态分布:

$$\sqrt{n} \frac{(T_n(\delta_n) - q)}{S_n} \sim N(0,1). \quad (3.14)$$

其中, S_n 表示 $T_n(\bullet)$ 渐进方差的估计值, 根据上式的检验, 若拒绝原假设, 则表明两序列存在非线性的因果关系, 则建立两银行节点之间存在一条由“Granger 因”指向“Granger 果”的连边, 由此构建有向的非线性 Granger 因果网络。

3.3 Granger 因果网络的构建

本文构建银行间信息溢出网络 $G(V, E)$, 其中节点代表银行, 节点之间的连边代表银行之间的信息溢出关系, 节点集合表示为 $V = \{1, 2, \dots, N\}$, 连边集合表示为 $E = \{e_{ij}, i = 1, 2, \dots, N, j = 1, 2, \dots, N\}$, 其中 N 表示银行节点数。本文所构建网络为有向无权网络, 若存在一条从节点 v_i 指向节点 v_j 的连边, 则定义 $e_{ij} = 1$, 否则 $e_{ij} = 0$ 。另外, 含有 N 个顶点的有向图可以用 $N \times N$ 的矩阵来表示, 若点 v_i 与 v_j 之间存在边, 则矩阵元素 $a_{ij} = 1$, 否则 $a_{ij} = 0$ 且 $a_{ii} = 0$, 那么称 $A(G) = (a_{ij})_{N \times N}$ 为此网络的邻接矩阵, 在本文中也是 0-1 矩阵。

3.3.1 数据选取及预处理

一方面, 银行股票收盘价反映市场对银行业的预期变化, 揭示银行间的潜在

表 3-1 所选取上市银行

银行名称	银行名称	银行名称	银行名称
农业银行	华夏银行	常熟银行	江苏银行
交通银行	民生银行	苏农银行	宁波银行
工商银行	招商银行	江阴银行	杭州银行
建设银行	兴业银行	无锡银行	南京银行
中国银行	光大银行	北京银行	成都银行
平安银行	中信银行	上海银行	
浦发银行	张家港行	贵阳银行	

联系和风险传导路径。另一方面，一家银行发生风险事件可能影响其他银行的业务及信用风险，而股票市场的波动可以捕捉这种市场连锁反应的迹象。故文章以银行股票收盘价数据为基础，选取 26 家 A 股上市银行 2018 年 1 月 31 日-2023 年 2 月 17 日的收盘价数据 1223 个，其中包括 5 家国有大型银行、5 家农村商业银行、8 家股份制银行以及 8 家城市商业银行，数据来源同花顺网站。

本文计算原始数据的对数收益率，公式为：

$$R_i(t) = \ln P_i(t) - \ln P_i(t-1), \quad (3.15)$$

其中 $R_i(t)$ 为银行 i 在 t 日的自然对数收益率， $P_i(t)$ 为股票在 t 日的收盘价。

3.3.2 线性 Granger 因果网络的构建

对上述时间序列进行平稳性检验，ADF 检验结果显示本文所用时间序列数据均在 1%显著水平下拒绝原假设($p < 0.05$)，为平稳时间序列。利用 Eviews 软件，基于多种信息准则最优检验结果组合来判断模型最优滞后阶数，在此基础上对序列进行 Granger 因果检验。本文采用 10%显著水平的临界值判别检验统计

表 3-2 线性 Granger 因果检验 p 值

	农业银行	交通银行	工商银行	建设银行	中国银行	平安银行	浦发银行	华夏银行	民生银行	招商银行
农业银行	0.0000	0.0150**	0.7687	0.4561	0.0398**	0.1262	0.2312	0.4012	0.0320**	0.5869
交通银行	0.0227**	0.0000	0.8236	0.0063***	0.0010***	0.1400	0.0351**	0.3555	0.2799	0.2804
工商银行	0.0171**	0.3441	0.0000	0.0220**	0.0009***	0.0632*	0.3646	0.4260	0.0039***	0.0418**
建设银行	0.6230	0.0005***	0.0772*	0.0000	0.0023***	0.7131	0.0961*	0.5009	0.0590*	0.7640
中国银行	0.3141	0.1138	0.5505	0.1910	0.0000	0.4206	0.4037	0.4779	0.1137	0.2281
平安银行	0.0704*	0.1251	0.0754*	0.0204**	0.0433**	0.0000	0.0035***	0.0012***	0.1016	0.0086***
浦发银行	0.1912	0.7663	0.5948	0.6832	0.2480	0.0501*	0.0000	0.6958	0.2122	0.4070
华夏银行	0.0233**	0.0438**	0.9726	0.6225	0.2165	0.3474	0.3172	0.0000	0.5273	0.3144
民生银行	0.0851*	0.0002***	0.0780*	0.0052***	0.0015***	0.6116	0.0809*	0.0131**	0.0000	0.8207
招商银行	0.2101	0.1638	0.6116	0.6890	0.2111	0.6077	0.8290	0.2665	0.1881	0.0000

注 a: ***, **, * 分别表示在 1%、5%、10% 的显著性水平下拒绝原假设。注 b: 第一列为 Granger 检验中解释变量，第一行为 Granger 因果检验被解释变量。

值， $p < 0.1$ 则拒绝原假设，表明银行 i 对银行 j 有显著的股票溢出影响。结合构

建银行间信息溢出网络, 若 $p < 0.1$, 则表明两银行节点之间存在连边, 即 $e_{ij} = 1$, 由此构建邻接矩阵 $A(G) = (a_{ij})_{N \times N}$ 并生成有向无权网络图 $G(V, E)$ 。基于本文数据, 需要进行 325 次 Granger 因果检验, 故表 3-2 仅展示部分 Granger 因果检验结果。图 3-1 为基于邻接矩阵生成的线性 Granger 因果网络图。

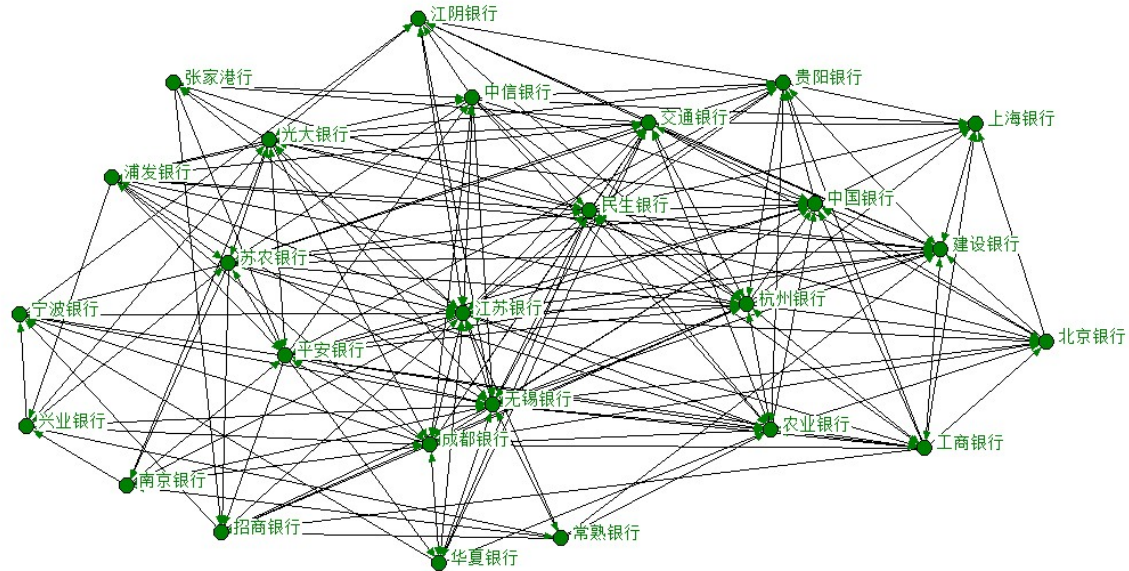


图 3-1 线性 Granger 因果网络

3.3.3 非线性 Granger 因果网络的构建

进行非线性 Granger 因果检验, 首先运用平稳时间序列构建 VAR 模型, 对其进行线性过滤后生成残差序列, 进而通过 BDS 非线性检验检验残差之间是否具有非线性趋势, 最后进行非线性 Granger 因果关系检验。

BDS 检验选择的嵌套维数 m 的范围是 2~6, 检验结果显示大多数两两变量间在 10% 的显著性水平下都拒绝了“序列不存在非线性结构”的原假设, 即都存在

表 3-3 农业银行与交通银行 BDS 检验

维数	农业银行			交通银行		
	BDS 统计量	Z 统计量	P 统计量	BDS 统计量	Z 统计量	P 统计量
2	0.0177	6.9048	0.0000***	0.0206	8.0263	0.0000***
3	0.0339	8.3093	0.0000***	0.03522	8.6693	0.0000***
4	0.0481	9.9084	0.0000***	0.04432	9.1769	0.0000***
5	0.0597	11.8120	0.0000***	0.05101	10.1486	0.0000***
6	0.0648	13.3082	0.0000***	0.05441	11.2410	0.0000***

显著的非线性结构。但上海银行、贵阳银行及杭州银行与其他银行的 BDS 检验均接受原假设，可认为这三个银行与其他银行无非线性关系，故不进行非线性 Granger 因果检验。由于操作中进行检验次数多，表 3-3 表 3-4 仅展现部分 BDS 检验结果。

表 3-4 上海银行与杭州银行 BDS 检验

维数	上海银行			杭州银行		
	BDS 统计量	Z 统计量	P 统计量	BDS 统计量	Z 统计量	P 统计量
2	-5.42E-06	-0.0577	0.9540	-1.36E-06	-0.0288	0.9770
3	-1.63E-05	-0.0776	0.9381	-4.08E-06	-0.0388	0.9691
4	-3.25E-05	-0.0930	0.9259	-8.17E-06	-0.0464	0.9630
5	-5.41E-05	-0.1061	0.9155	-1.36E-05	-0.0529	0.9578
6	-8.12E-05	-0.1178	0.9062	-2.05E-05	-0.0587	0.9532

故文章对 23 家银行进行非线性 Granger 因果检验。多数文章在运用非线性 Granger 因果检验时会讨论共同滞后阶数及带宽参数的设置，因为两参数的不同选择可能导致结论敏感性变化，本文根据杨子晖^[41]的研究，当不确定实际数据的驱动模式时，带宽设为 $e=1.5\sigma$ 有助于得到较为可靠的检验结论。且增加最优滞后阶数后，结果可能导致严重的过度拒绝现象，故本文只考虑带宽为 $e=1.5\sigma$ 、

表 3-5 非线性 Granger 因果检验 p 值

	农业银行	交通银行	工商银行	建设银行	中国银行	平安银行	浦发银行	华夏银行	民生银行	招商银行
农业银行	0.0000	0.0383**	0.0316**	0.0470**	0.0039***	0.4080	0.0566*	0.0193**	0.0071***	0.5527
交通银行	0.0272**	0.0000	0.0201**	0.0009***	0.0001***	0.0413**	0.0040***	0.0062***	0.0434**	0.0952*
工商银行	0.0069***	0.0100***	0.0000	0.0257**	0.0009***	0.2700	0.0122**	0.0498**	0.0010***	0.1208
建设银行	0.0583*	0.0085***	0.0238**	0.0000	0.0041***	0.4705	0.0361**	0.0222**	0.0092***	0.6337
中国银行	0.0816*	0.0407**	0.4792	0.093*	0.0000	0.5602	0.0713*	0.1357	0.0641*	0.7327
平安银行	0.8069	0.8932	0.5815	0.2382	0.5696	0.0000	0.2009	0.3539	0.6315	0.5035
浦发银行	0.0179**	0.0372**	0.0241**	0.0153**	0.0108**	0.1797	0.0000	0.0522*	0.1332	0.4155
华夏银行	0.0045***	0.0190**	0.0889*	0.0263**	0.0063***	0.3215	0.3349	0.0000	0.0705*	0.8341
民生银行	0.0008***	0.0015***	0.0011***	0.0001***	0.0005***	0.3231	0.1327	0.0140**	0.0000	0.1214
招商银行	0.9525	0.9634	0.5945	0.2574	0.4327	0.3456	0.8439	0.2374	0.2926	0.0000

注 a: ***, **, * 分别表示在 1%、5%、10% 的显著性水平下拒绝原假设。注 b: 第一列为 Granger 检验中解释变量，第一行为 Granger 因果检验被解释变量。

滞后阶数为 1 的非线性 Granger 因果检验。采用 10% 显著性水平的临界值对检

验统计量进行判别，小于 0.1 则表明拒绝“不存在由 Y_t 到 X_t 非线性因果关系”的原假设。表 3-5 展现部分非线性因果检验结果

结合构建银行间信息溢出网络，若两银行间存在显著的非线性因果关系，则表明在网络中存在一条有向的连边，即 $e_{ij} = 1$ ，由此构建邻接矩阵 $A(G_1) = (a_{ij})_{N \times N}$ 并生成有向无权网络图 $G_1(V, E)$ 。用 UCINET 软件将非线性 Granger 因果检验结果可视化，如图 3-2 所示。

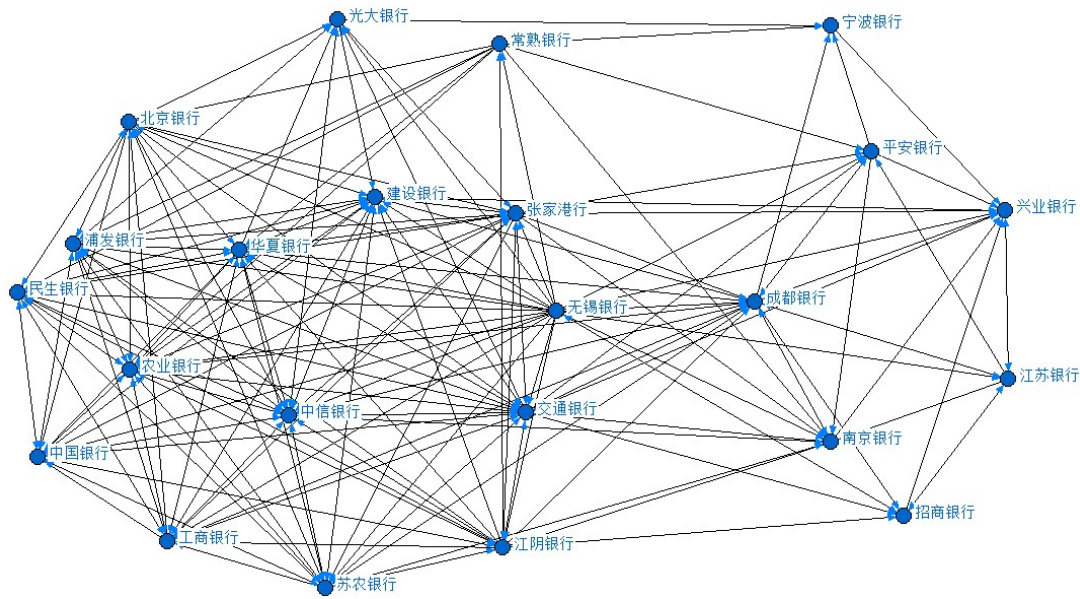


图 3-2 非线性 Granger 因果网络

3.4 网络基本特征分析

计算银行间信息溢出网络的网络密度分别为 0.3508、0.4427，反映两者全局特征信息，表明基于线性因果检验构建的网络之间节点连接相对稀疏，基于非线性因果检验构建的网络联系的密切程度较高，银行间存在的非线性关联关系较强。线性 Granger 因果网络的网络直径 $s = 3$ ，非线性 Granger 因果网络的网络直径 $s_1 = 5$ ，说明线性因果网络下节点之间的平均距离相对较短，网络的全局连接性更强，这一结论从图 3-1 中也能够直观表现出来，意味着风险会更快地从一个银行节点传播到另一银行节点，从而加快风险的传播速度。同时非线性因果网络下网络直径较大，可能说明网络中存在着较大的信息传播延迟，风险在网络中传播的效率相对较低，表明只考虑银行间线性关联关系可能会高估银行间的系统性风

险。两因果网络的平均路径长度分别为 1.683、1.725，数值均比较小，说明两网络银行节点之间的平均距离较短，网络连接较为紧密。两因果网络的平均聚类系数表现出网络中局部聚类程度，分别为 0.439、0.572，表明基于非线性因果检验构建的银行间信息溢出网络中的节点比基于线性因果检验构建所构建网络中的节点更加具有群集性，由于节点之间存在多条路径，故风险发生时的传播速度也会更快。

综合而言，基于非线性关联关系的银行间信息溢出网络中，存在着较大的平均节点间距离和较高的聚类结构，表明网络结构的复杂性，网络中存在着分散的节点群体，每个群体内节点之间密集连接，但不同群体之间的连接较少(如图 3-2 所示)，从而可能导致风险在网络中传播的路径较长且速度较慢，并且在群体之间传播时需要经过较多的中间节点。

第 4 章 基于 Granger 因果网络的关键节点研究

4.1 基于网络结构特征的银行关键节点评估

4.1.1 基于节点出度的网络重要节点识别

在银行间信息溢出网络中，银行节点的出度能够直观地反映某一银行节点对其他银行的影响，进而评估银行的信用风险和市场影响力。故本节通过节点出度进行分析，对所构建的两因果网络节点出度进行排名如表 4-1 所示，结果显示非线性因果网络下银行节点的出度普遍高于线性因果网络节点，说明该种情况下银行之间的连接关系更为密集。基于出度的值赋予两因果网络节点大小如图 4-1 与图 4-2 所示，此时能够直观发现出度越大的银行节点与其他银行节点关联性越强，且越处于核心位置，同时网络图结构表明非线性因果网络中节点之间联系的紧密性集中在个别银行中，而与其他银行之间的联系较少。

表 4-1 两因果网络节点出度排序表

线性因果网络					非线性因果网络						
排名	银行名称	点出度	排名	银行名称	点出度	排名	银行名称	点出度	排名	银行名称	点出度
1	江苏银行	18	14	浦发银行	8	1	无锡银行	21	14	中国银行	9
2	交通银行	14	15	北京银行	8	2	张家港行	17	15	华夏银行	9
3	工商银行	13	16	贵阳银行	8	3	交通银行	15	16	常熟银行	8
4	平安银行	13	17	华夏银行	6	4	中信银行	15	17	光大银行	5
5	民生银行	13	18	兴业银行	6	5	江阴银行	15	18	江苏银行	5
6	光大银行	13	19	常熟银行	6	6	农业银行	12	19	平安银行	4
7	苏农商行	13	20	中国银行	5	7	建设银行	12	20	招商银行	3
8	中信银行	12	21	张家港行	5	8	苏农商行	12	21	兴业银行	3
9	无锡银行	12	22	江阴银行	5	9	成都银行	12	22	南京银行	3
10	杭州银行	10	23	南京银行	4	10	工商银行	11	23	宁波银行	1
11	成都银行	10	24	招商银行	3	11	民生银行	11			
12	农业银行	9	25	宁波银行	3	12	北京银行	11			
13	建设银行	9	26	上海银行	2	13	浦发银行	10			

另外，两因果网络中基于出度的银行节点排序有较大区别，线性因果网络中基于点出度值排序，江苏银行、交通银行、工商银行等对其他银行有较大影响；

非线性因果网络中无锡银行、张家港行、交通银行、中信银行及江阴银行处于关键位置。

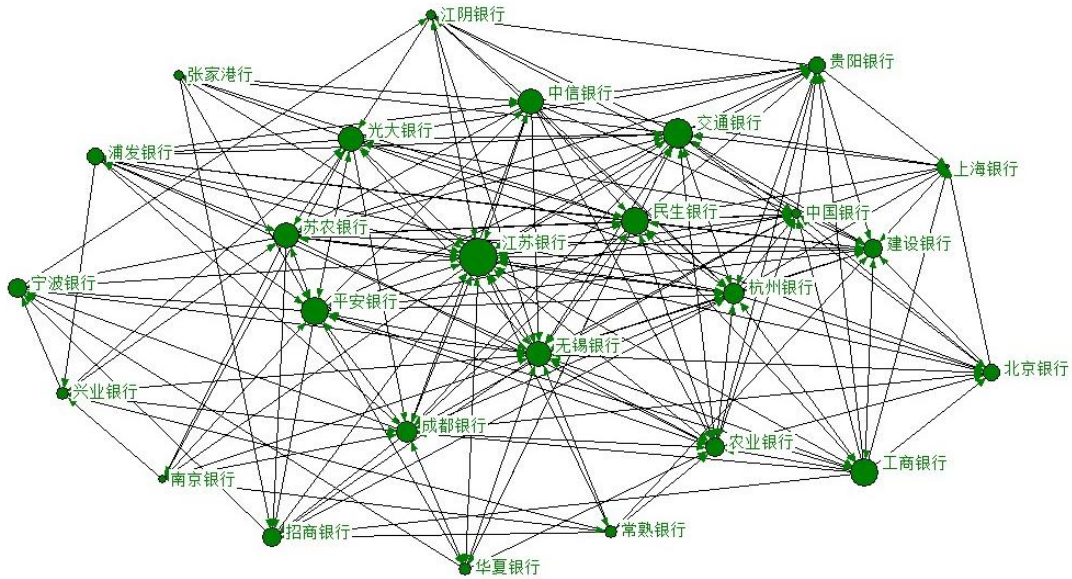


图 4-1 基于银行节点出度的线性 Granger 因果网络

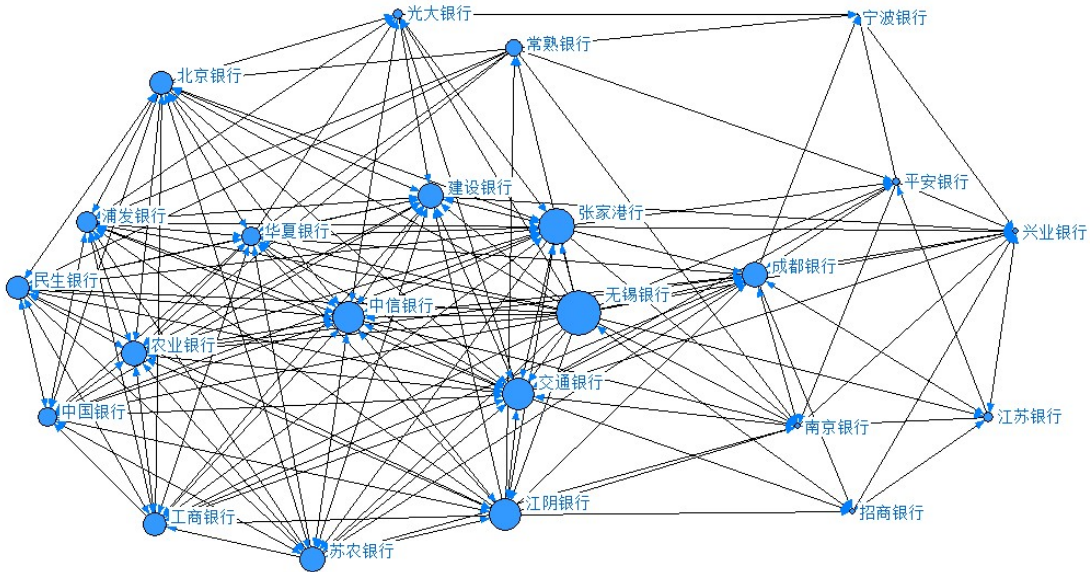


图 4-2 基于银行节点出度的非线性 Granger 因果网络

4.1.2 基于中心性的网络关键节点评估

中心性指标能够识别出银行信息溢出网络中具有重要性的银行节点，这些节点可能在风险传播、维持网络稳定性等方面发挥关键作用。另外，鉴于使用节点出度识别网络中关键节点的结果比较片面，故本节结合多种中心性指标综合评估节点的重要性，以便更准确地识别关键节点。

相对出度接近中心性考虑从节点的出度出发,衡量节点到其他节点的平均距离,相对出度接近中心性高的节点表明自该银行节点出发到其他银行节点的平均距离较短,在风险传播及影响其他节点等方面具有较高的重要性。而相对入度接近中心性高的节点表明该节点更易接收来自其他银行节点的风险或更易受到其他银行节点的影响。因为相对出度接近中心性更加关注节点对外部节点的影响力,

表 4-2 线性因果网络重要节点中心性排序

排名	银行名称	相对度中心性	银行名称	相对出度接近中心性	银行名称	相对中介中心性	银行名称	PageRank 中心性
1	江苏银行	0.8	江苏银行	0.8929	江苏银行	0.2151	江苏银行	0.0936
2	无锡银行	0.56	无锡银行	0.7353	无锡银行	0.0767	无锡银行	0.0678
3	交通银行	0.48	中国银行	0.6944	成都银行	0.0651	成都银行	0.0574
4	成都银行	0.48	成都银行	0.6944	交通银行	0.0545	交通银行	0.0569
5	民生银行	0.46	农业银行	0.6757	平安银行	0.0459	杭州银行	0.0554
6	杭州银行	0.46	平安银行	0.6757	光大银行	0.0339	建设银行	0.0546
7	农业银行	0.44	杭州银行	0.6757	建设银行	0.0319	中国银行	0.0537
8	平安银行	0.44	交通银行	0.6250	杭州银行	0.0306	农业银行	0.0460
9	光大银行	0.44	民生银行	0.6250	苏农商行	0.0302	上海银行	0.0417
10	苏农商行	0.42	光大银行	0.6098	民生银行	0.0255	民生银行	0.0401
11	建设银行	0.4	建设银行	0.5952	中信银行	0.0178	贵阳银行	0.0393
12	中国银行	0.38	苏农商行	0.5952	农业银行	0.0173	光大银行	0.0386
13	工商银行	0.36	贵阳银行	0.5952	贵阳银行	0.0149	平安银行	0.0362
14	中信银行	0.34	北京银行	0.5814	浦发银行	0.0129	北京银行	0.0317
15	贵阳银行	0.34	浦发银行	0.5682	兴业银行	0.0111	苏农银行	0.0312
16	北京银行	0.3	招商银行	0.5682	工商银行	0.0104	宁波银行	0.0289
17	浦发银行	0.28	上海银行	0.5682	中国银行	0.0076	江阴银行	0.0277
18	兴业银行	0.22	工商银行	0.5435	宁波银行	0.0075	招商银行	0.0265
19	上海银行	0.22	中信银行	0.5435	招商银行	0.0051	浦发银行	0.0263
20	华夏银行	0.2	江阴银行	0.5435	南京银行	0.0046	工商银行	0.0250
21	招商银行	0.2	宁波银行	0.5435	北京银行	0.0045	兴业银行	0.0249
22	江阴银行	0.2	南京银行	0.5435	张家港行	0.0042	中信银行	0.0233
23	张家港行	0.18	华夏银行	0.5319	江阴银行	0.0038	南京银行	0.0216
24	宁波银行	0.18	张家港行	0.5319	华夏银行	0.0033	华夏银行	0.0201
25	南京银行	0.18	兴业银行	0.5102	常熟银行	0.0031	张家港行	0.0178
26	常熟银行	0.16	常熟银行	0.5102	上海银行	0.0028	常熟银行	0.0137

而相对入度接近中心性更加关注节点接收来自其他节点的影响程度,故本文基于

相对出度接近中心性识别有向网络中的关键节点。

对两因果网络各中心性进行对比分析,表 4-2、表 4-3 分别是线性、非线性因果网络根据相对度中心性、相对出度接近中心性、相对中介中心性及 PageRank 算法四项指标进行节点重要性排序的银行节点,为了便于比较分析,本文中心性指标均使用相对中心性数据。

表 4-3 非线性因果网络重要节点中心性排序

排名	银行名称	相对度中心性	银行名称	相对出度接近中心性	银行名称	相对中介中心性	银行名称	PageRank 算法
1	交通银行	0.68	无锡银行	0.9565	成都银行	0.1515	建设银行	0.0781
2	中信银行	0.68	张家港行	0.7857	交通银行	0.1101	成都银行	0.0718
3	张家港行	0.66	交通银行	0.7586	建设银行	0.0707	兴业银行	0.0667
4	建设银行	0.64	江阴银行	0.7586	兴业银行	0.0631	交通银行	0.0662
5	农业银行	0.61	中信银行	0.7333	招商银行	0.0562	中信银行	0.0612
6	成都银行	0.55	农业银行	0.6667	江阴银行	0.0546	农业银行	0.0567
7	工商银行	0.52	苏农商行	0.6667	张家港行	0.0488	华夏银行	0.0512
8	浦发银行	0.52	成都银行	0.6667	中信银行	0.0464	中国银行	0.05
9	华夏银行	0.52	建设银行	0.6471	无锡银行	0.0419	张家港行	0.0495
10	民生银行	0.52	工商银行	0.6286	农业银行	0.0267	工商银行	0.0484
11	江阴银行	0.52	民生银行	0.6111	华夏银行	0.0135	浦发银行	0.0481
12	中国银行	0.50	北京银行	0.6111	浦发银行	0.0131	民生银行	0.0453
13	苏农商行	0.50	浦发银行	0.5946	江苏银行	0.0125	苏农商行	0.0393
14	无锡银行	0.50	中国银行	0.5790	南京银行	0.0124	北京银行	0.0384
15	北京银行	0.48	华夏银行	0.5790	光大银行	0.0121	江苏银行	0.0379
16	兴业银行	0.27	常熟银行	0.5500	民生银行	0.0118	南京银行	0.0356
17	光大银行	0.27	招商银行	0.5238	工商银行	0.0102	江阴银行	0.0318
18	南京银行	0.27	光大银行	0.5000	苏农商行	0.0098	光大银行	0.0286
19	平安银行	0.23	南京银行	0.5000	北京银行	0.0086	平安银行	0.0258
20	常熟银行	0.23	兴业银行	0.4783	平安银行	0.0079	招商银行	0.0242
21	江苏银行	0.20	江苏银行	0.4583	中国银行	0.0068	宁波银行	0.0229
22	招商银行	0.18	平安银行	0.4314	常熟银行	0.003	无锡银行	0.0134
23	宁波银行	0.11	宁波银行	0.3333	宁波银行	0.0026	常熟银行	0.0089

从结果来看,基于线性因果检验构建的网络四项中心性指标排序结果有所区别,相对度中心性较高的节点分别是江苏、无锡、交通、成都、民生银行及杭州银行,说明这些银行与其他银行有更多的关联关系,在资源流动或信息传播

等方面起到关键作用。在相对出度接近中心性排序中，江苏、无锡、中国、成都、农业银行及平安银行值较大，说明这几家银行在网络中对于节点之间信息流动的控制能力大，但该指标顺序中交通银行与其他三指标排名有所差异，应是因为从整体网络特征来看，交通银行节点与其他银行节点的距离较远。中介中心性值较高的银行节点有江苏、无锡、成都、交通、平安银行和光大银行，表明这几家银行会提高信息传递效率、缩短信息传播时间及路径，同时有助于保持银行系统的稳定性。PageRank 算法的排序中，江苏、无锡、成都、交通、杭州、建设银行及中国银行的值较高，说明这几家银行在银行系统中重要程度高，风险发生时可能承受更大的风险。综合中心性指标来看，在线性因果网络中，江苏银行、无锡银行、交通银行、成都银行的 DC_R 、 BC_R 、 PR 值均位列前位，说明这些节点占据网络中心位置，在银行间系统网络中影响力大。

非线性 Granger 因果检验构建的银行间信息溢出网络中，各银行节点重要性排序差异性大，具体而言，交通银行、中信银行、张家港行、建设银行、农业银行及成都银行的值 DC_R 高，说明这些节点对其他节点有较强的直接影响力。无锡银行、张家港行、交通银行、江阴银行、中信银行及农业银行的 CC_R 值较大，表明这些银行对信息流动的控制能力好。成都、交通、建设、兴业、招商银行及江阴银行的 BC_R 值较大，说明这些银行对其他银行交互的控制能力强、影响力大。建设、成都、兴业、交通、中信银行及农业银行的 PR 值较大，说明这些银行与多个银行有较强关联关系，银行节点重要性高。从总体来看，交通银行、中信银行、张家港行、建设银行、成都银行及农业银行均处于排名靠前的位置，可概括认为这些银行节点在银行间信息溢出网络中影响力大。

上述将各银行节点的四项中心性指标单独排序可以概括总结系统性重要银行，但无法具体比较判断哪些银行位于网络核心位置，为此，本文采用主成分分析法用以综合评价。

4.2 基于主成分分析的关键节点评估

考虑前述四种中心性度量可能带来信息的冗余，并且同时考虑众多个度量难以提供一个明确的评估结果，故本文采用主成分分析法将上述四中心性指标

所蕴含的信息压缩到少数主成分指标，同时给出主成分的权重，从而把主成分变量综合到一个评价指标中。主成分分析是将多个相关变量简化为少数不相关主成分变量的技术，故原始变量间必须有相关性，否则无法用该方法进行数据降维。首先计算四变量间的相关系数，如表 4-4、表 4-5 所示，相关性检验结果显示线性因果网络中四中心性指标间有显著的线性相关关系，非线性因果网络中变量 DC_R 与变量 CC_R 、 BC_R 、 PR 有显著的线性相关关系， CC_R 与 BC_R ， PR 与 BC_R 有显著的线性相关关系。

表 4-4 基于线性因果网络的四中心性指标相关系数

	DC_R	CC_R	BC_R	PR
DC_R	1	0.885(0.000***)	0.898(0.000***)	0.843(0.000***)
CC_R	0.885(0.000***)	1	0.765(0.000***)	0.91(0.000***)
BC_R	0.898(0.000***)	0.765(0.000***)	1	0.705(0.000***)
PR	0.843(0.000***)	0.91(0.000***)	0.705(0.000***)	1

注：***、**、*分别代表 1%、5%、10%的显著性水平

表 4-5 基于非线性因果网络的四中心性指标相关系数

	DC_R	CC_R	BC_R	PR
DC_R	1	0.786(0.000***)	0.398(0.060*)	0.64(0.001***)
CC_R	0.786(0.000***)	1	0.411(0.051*)	0.187(0.392)
BC_R	0.398(0.060*)	0.411(0.051*)	1	0.575(0.004***)
PR	0.64(0.001***)	0.187(0.392)	0.575(0.004***)	1

注：***、**、*分别代表 1%、5%、10%的显著性水平

KMO 和 Bartlett 检验可判断数据是否适合运用主成分分析。KMO 值的大小判别适配度：0.8 以上为非常合适，0.7-0.8 之间为比较适合，0.6-0.7 之间为合适，0.6 以下表示不适合分析。Bartlett 的检验结果中，P 值低于 0.05 的阈值时则拒绝原假设，表明数据中的指标可以做主成分分析。

对各指标进行 KMO 和 Bartlett 检验，结果如表 4-6、4-7 所示，基于线性中心性指标数据检验的结果中 KMO 的值为 0.865 且 Bartlett 球形检验在 1%显著性水平下拒绝原假设，说明各变量间具有相关性，主成分分析有效，程度为非常适合。基于非线性中心性指标数据的检验结果中，KMO 的值为 0.305，虽然一般认为其值大于 0.5 才认为是适宜的，但 Bartlett 球形检验在 1%显著性水平

下拒绝原假设，说明主成分分析是有效的，故综合 KMO 和 Bartlett 检验结果，对数据进行主成分分析。

表 4-6 线性指标 KMO 检验和 Bartlett 检验

KMO 和 Bartlett 检验		
KMO 值		0.865
	近似卡方	117.962
Bartlett 球形度检验	自由度	6
	P	0.000***

注：***、**、*分别代表 1%、5%、10%的显著性水平

表 4-7 非线性指标 KMO 检验和 Bartlett 检验

KMO 和 Bartlett 检验		
KMO 值		0.305
	近似卡方	63.029
Bartlett 球形度检验	自由度	6
	p	0.000***

注：***、**、*分别代表 1%、5%、10%的显著性水平

首先需要确定提取多少个主成分，第一可根据累积方差解释率(即前几个主成分的方差解释率之和)在 85%以上确定要保留的主成分的数量，第二可根据特征值大于 1 的标准，第三是观察碎石图(Scree Plot)中图线下降的趋势，通过其“肘部”或“拐点”来确定应保留的主成分数量，以便在降低维数的同时最大程度地保留数据的有效信息。实际应用中，决定是否保留某个主成分，需要结合上述准则进行综合考量。

表 4-8 线性指标特征根及方差解释率表

成分	特征根	方差解释率(%)	累积方差解释率(%)
1	3.621	90.513	90.513
2	0.193	4.828	95.341
3	0.116	2.901	98.242
4	0.070	1.758	100.000

通过方差解释率及特征值了解各主成分对总体方差的贡献程度，方差解释率能够帮助确定在分析中应该保留多少个主成分，方差解释率越高，该主成分权重占比也越高，说明该主成分能够更好的解释数据中的有效信息。

由表 4-8 可知各主成分能解释的方差比例不尽相同，线性情况下第 1 主成分的特征值为 3.621，解释原始变量的方差比列为 90.513%，则提取 1 个主成分时分析效果是理想的，具有可行性。由表 4-9 可知非线性指标中第一主成分的特征值为 2.515，方差解释率为 62.875%，第二主成分的特征根为 0.9，非常接近 1，且两主成分的累积方差解释率达 85%以上，则可认定该种情况下可以提取两个主成分。

表 4-9 非线性指标特征根及方差解释率表

成分	特征根	方差解释率(%)	累积方差解释率(%)
1	2.515	62.875	62.875
2	0.9	22.511	85.386
3	0.551	13.779	99.165
4	0.033	0.835	100

其次观察碎石图，碎石图中图线一般呈现递减的趋势，且在“拐点”之后图线下降速度趋于平稳，此时主成分对总方差的贡献大大减小，这个点之前的主成分通常被认为是应保留的主成分数量。

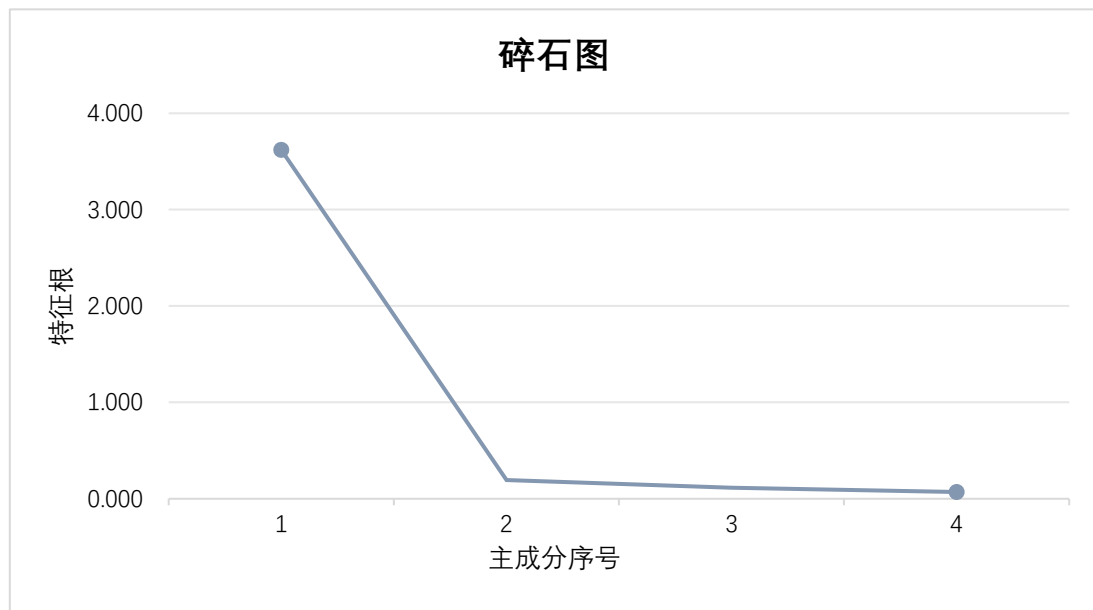


图 4-3 线性四指标碎石图

根据图 4-3 的线性指标的主成分分析碎石图，在第二主成分后图线下降速度平缓，呈明显的转折形势，故提取一个主成分进行分析。根据图 4-4 的非线性指标主成分分析的碎石图，图线中也有明显的“拐点”且第二主成分之后图线平缓趋势较慢，同时结合特征值大小及累积方差解释率，选择该情况提取两个主

成分进行分析。

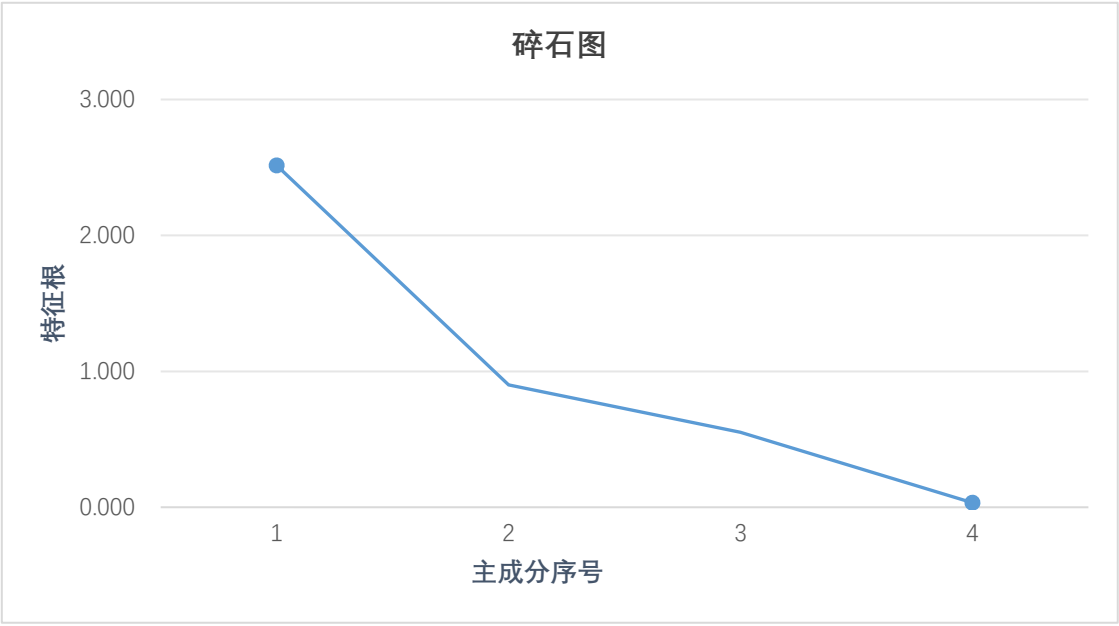


图 4-4 非线性四指标碎石图

表 4-10 线性四指标成分矩阵

	成分 1	公因子方差
DC_R	0.957	0.915
CC_R	0.970	0.940
BC_R	0.926	0.857
PR	0.953	0.908

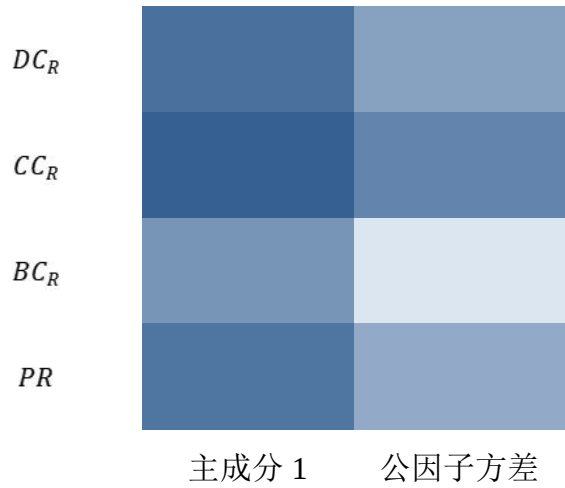


图 4-5 线性四指标因子载荷矩阵热力图

基于所提取的主成分个数生成成分矩阵(又称为因子载荷矩阵),矩阵中的元素表示各原始变量与主成分之间的相关性,可以用来解释主成分并描述原始变

量与所提取的主成分之间的关系，高载荷值表明原始变量与主成分之间存在强相关性，低载荷值表明存在较弱的相关性。同时公因子方差表示主成分能够提取的各变量所包含信息的程度，也称共同度。

由表 4-10 结果可知，线性四指标所提取的一个主成分与各原始变量的相关性强，说明对原始变量的解释量多，同时公因子方差显示变量的方差能被主成分解释均在 85%以上。将成分矩阵可视化如图 4-5 所示，可以快速发现原始变量与所提取的主成分之间存在着较强的关系。

分析非线性四指标的成分矩阵，发现第一主成分与原始四指标变量的关系更强，说明第一主成分对原始变量的解释量最多，公因子方差表明所提取主成分对中介中心性变量的方差解释程度较低，对其他三变量的结实程度均在 85%以上，同时热力图清晰展示两者之间的关系，主成分 2 与变量之间的关系较弱。

表 4-11 非线性四指标成分矩阵

	成分 1	成分 2	公因子方差
DC_R	0.908	-0.259	0.891
CC_R	0.763	-0.614	0.959
BC_R	0.733	0.393	0.691
PR	0.756	0.55	0.874

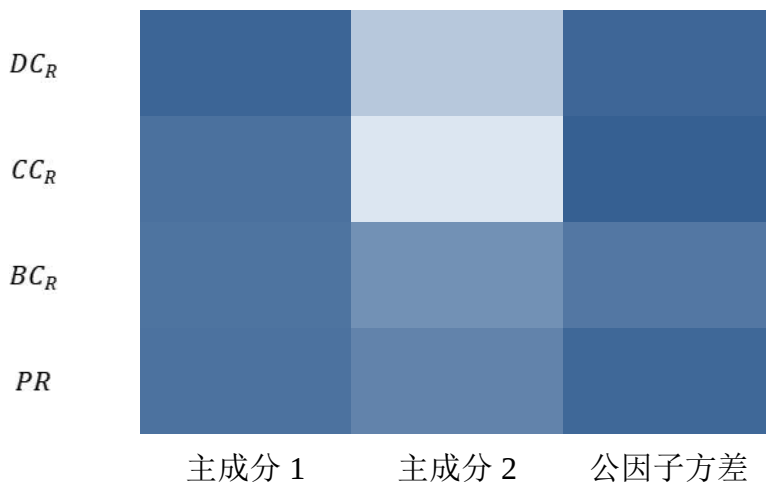


图 4-6 非线性四指标因子载荷矩阵热力图

将因子载荷系数除以对应的特征根得到成分矩阵的系数，从而构建成分得分系数矩阵，根据成分得分系数写出各主成分表达式，则得到主成分 F_i 由标准

化后的各变量表示线性组合的主成分得分函数。由表 4-10 可得线性四指标变量所提取的一个主成分的表达式为：

$$F_1 = 0.264 * DC_R + 0.268 * CC_R + 0.256 * BC_R + 0.263 * PR. \quad (4.1)$$

由表 4-11 可得非线性四指标变量所提取的两个主成分的表达式为：

$$F_1 = 0.361 * DC_R + 0.303 * CC_R + 0.291 * BC_R + 0.301 * PR, \quad (4.2)$$

$$F_2 = -0.287 * DC_R - 0.682 * CC_R + 0.436 * BC_R + 0.611 * PR. \quad (4.3)$$

表 4-12 线性指标成分系数矩阵表

名称	成分 1
DC_R	0.264
CC_R	0.268
BC_R	0.256
PR	0.263

表 4-13 非线性指标成分系数矩阵表

名称	成分 1	成分 2
DC_R	0.361	-0.287
CC_R	0.303	-0.682
BC_R	0.291	0.436
PR	0.301	0.611

由于线性原始四指标变量只提取一个主成分，故此时综合得分表达式为：

$$F = F_1. \quad (4.4)$$

基于式 4.2、4.3 的主成分 F_1 、 F_2 函数关系式看出，第一个主成分 F_1 的线性组合中几个变量的系数值相当，说明主成分 F_1 能够清晰反映这些指标的信息，第二个主成分的线性组合中， PR 的取值最大，说明 F_2 突出反映这一指标信息。

由上可以得到非线性原始四指标变量的综合得分表达式为：

$$F = \frac{0.629}{0.854} * F_1 + \frac{0.225}{0.854} * F_2, \quad (4.5)$$

其中两主成分的归一化权重系数由各主成分的方差除以累积方差计算而来。

根据式 4.5 计算综合评价值并构建银行重要节点综合得分后的排序表如下所示。

表 4-14 基于线性及非线性因果网络中心性指标的银行重要节点综合得分排序表

排名	银行名称	综合得分	主成分 1	排名	银行名称	综合得分	主成分 1	主成分 2
1	江苏银行	3.5820	3.5820	1	成都银行	1.7477	1.7160	1.8360
2	无锡银行	1.4769	1.4769	2	交通银行	1.4368	1.7722	0.5000
3	成都银行	0.9902	0.9902	3	建设银行	1.2606	1.3318	1.0619
4	交通银行	0.7036	0.7036	4	中信银行	0.7666	1.1406	-0.2778
5	杭州银行	0.6635	0.6635	5	张家港行	0.5397	1.0441	-0.8688
6	平安银行	0.4419	0.4419	6	兴业银行	0.5078	-0.0396	2.0367
7	中国银行	0.4208	0.4208	7	农业银行	0.4043	0.6239	-0.2091
8	农业银行	0.4139	0.4139	8	江阴银行	0.0643	0.4555	-1.0284
9	建设银行	0.3033	0.3033	9	华夏银行	0.0501	0.0538	0.0395
10	民生银行	0.2541	0.2541	10	浦发银行	-0.0129	0.0349	-0.1464
11	光大银行	0.1997	0.1997	11	工商银行	-0.0212	0.0931	-0.3402
12	苏农商行	-0.0096	-0.0096	12	中国银行	-0.0549	-0.0582	-0.0458
13	贵阳银行	-0.1235	-0.1235	13	民生银行	-0.0772	0.0159	-0.3373
14	北京银行	-0.4080	-0.4080	14	苏农商行	-0.2231	-0.0144	-0.8058
15	上海银行	-0.4549	-0.4549	15	北京银行	-0.2915	-0.2028	-0.5392
16	工商银行	-0.4829	-0.4829	16	无锡银行	-0.3875	0.4569	-2.7458
17	中信银行	-0.4987	-0.4987	17	招商银行	-0.5180	-0.8688	0.4615
18	浦发银行	-0.5124	-0.5124	18	南京银行	-0.5762	-0.8924	0.3068
19	招商银行	-0.6958	-0.6958	19	江苏银行	-0.6156	-1.0888	0.7059
20	宁波银行	-0.7590	-0.7590	20	光大银行	-0.7244	-1.0092	0.0707
21	江阴银行	-0.7633	-0.7633	21	平安银行	-0.8842	-1.3215	0.3371
22	兴业银行	-0.8293	-0.8293	22	宁波银行	-1.1505	-1.8717	0.8637
23	南京银行	-0.8816	-0.8816	23	常熟银行	-1.2406	-1.3714	-0.8753
24	华夏银行	-0.9122	-0.9122					
25	张家港行	-0.9751	-0.9751					
26	常熟银行	-1.1436	-1.1436					

基于线性因果网络中心性指标得出的银行重要节点排序结果显示,江苏银行、无锡银行、成都银行的得分高且排名靠前,表明这几家银行在网络中可能具有更高的中心性,属于重要银行节点,这与最新发布的我国系统重要性银行名单差异

性大，一方面说明线性模型可能无法充分捕捉到金融市场的非线性特征，在金融网络中，由于各种复杂的相互作用和反馈机制，非线性关系可能更为常见，由此导致评估结果与实际情况不一致。另一方面说明线性模型没有充分捕捉到风险传播的复杂机制，尤其是在金融市场中，风险往往以非线性方式传播，且受到多种因素的影响。

非线性因果网络中心性指标得到的银行重要节点中，成都银行、交通银行、建设银行综合得分较高，与线性中心性指标的主成分分析结果有所不同，其中交通银行、建设银行在最新发布的我国系统重要性银行名单中，表明基于非线性 **Granger** 因果检验构建因果网络模型在识别评估重要银行节点时表现了较高的准确性，能够捕捉到银行之间的复杂、非线性关系。而成都银行作为地方性股份制商业银行被识别为重要节点，究其原因，一方面，成都银行位于成渝经济圈，紧密跟随区域发展战略，如成渝地区双城经济圈、四川“四化同步、城乡融合、五区共兴”等，有助于成都银行在特定市场中增强影响力和市场份额。另一方面，成都银行在面对银行业普遍的挑战（如息差收窄、资产质量压力）时，成功实现了战略转型，并加强了风险管理，其不良贷款率降至 0.68%，显示出较强的风险抵御能力。

第 5 章 结论与展望

5.1 研究结论

本文基于 VAR 模型对我国 A 股 26 家上市银行股票对数收益率序列进行两两之间的线性 Granger 因果检验, 检验序列之间的因果性, 并将银行对数收益率序列的线性部分进行过滤得到收益率残差序列, 对银行两两之间进行非线性 Granger 因果检验。接着基于 Granger 因果检验 P 值构建邻接矩阵并将其可视化分别构建了线性及非线性的关联性网络, 分析银行间的关联关系及各银行节点在网络中的重要性。运用社会网络分析法对银行网络结构特征进行分析, 包括节点间的联系强度、集聚度以及网络的密度等, 从局部属性和整体属性对重要银行节点进行概括性评估。最后采用主成分分析法进行综合评价, 更全面地反映样本数据的本质特征并具体识别评估处于网络核心位置的银行。研究结果表明:

(1) 我国 A 股上市银行之间存在着显著的非线性关联关系, 检验结果突显了过去主要关注线性关系的分析方法所存在的不足, 且非线性关联关系与线性关系检验结果有较大的区别, 表明银行之间的相互影响不仅受到常规线性关系的影响, 还受到更加复杂和深层次的非线性因素的影响。且银行间的关联关系呈现出复杂的网络结构, 通过构建网络图发现不仅包含了银行间直接的关联关系, 还包含了通过其他银行形成的间接关联关系, 即每个银行都与其他银行形成了多重连接。

(2) 对所构建的两银行间信息溢出网络基本特征进行比较分析, 发现非线性因果网络有着较大节点距离及较高聚类的特性, 表明网络既具有全局范围内的稀疏连接, 又包含局部范围内的紧密团簇, 这种结构特点使得网络在整体上呈现出稳定性和复杂性, 同时延长了风险在网络中的传播路径。相比于非线性关联关系, 考虑银行间线性关联关系时会简化银行间实际存在的复杂关系, 高估风险在银行系统中的传播速度。

(3) 分析所构建网络的中心性指标并对网络关键银行节点进行评估, 各中心性指标值排序结果有所差异, 线性因果网络中江苏银行、无锡银行、交通银行及成都银行的三项中心性值均位列前位, 表明这些节点在网络中处于核心位置, 在

银行间系统网络中具有重要影响力。非线性因果网络中交通银行、中信银行、张家港行、建设银行及成都银行均处于排名靠前的位置，可概括认为这些银行节点在银行间信息溢出网络中起主要的影响作用。

(4) 运用主成分分析进行综合评价，对所构建的因果网络中的银行节点重要性进行排序，结果显示线性情况下江苏银行、无锡银行、成都银行、交通银行及杭州银行的得分高且排名靠前，非线性情况下成都银行、交通银行、建设银行、中信银行及张家港行综合得分较高。对两结果进行比较分析，交通银行和成都银行在两因果网络中均属于关键节点，说明这两家银行在银行系统中对于信息传递、风险扩散等方面发挥关键作用。但其他关键节点的构成有所不同，说明在实际的银行系统中，银行之间包括的间接的、非线性的关联关系可能使得相互的影响更加复杂，从而导致一些在线性情况下不被重视的银行在非线性分析中凸显出来，成为新的关键节点。

5.2 政策建议

基于上述结论，针对我国 A 股上市银行之间的非线性关联关系和网络结构特征，有如下政策建议：

(1) 深化对非线性关联关系的了解，强化网络风险管理框架。鉴于银行之间存在显著的非线性关联关系和复杂网络结构，监管部门为准确地评估风险和溢出效应，更好地识别和管理系统性风险，需更加关注非线性因素的影响，建立和完善非线性关联关系的分析框架和模型。且由于银行网络结构具有复杂性，故监管机构应推动建立全面的网络风险管理框架，鼓励银行开展网络风险压力测试和情景分析，以识别潜在的风险点和传染路径。

(2) 金融机构可基于识别和评估系统重要性银行的方法及结果，重视与系统重要性银行的业务往来，加强自身的风险监控和管理，以降低受到系统性风险影响的可能性，并及时应对潜在的风险事件。

5.3 不足和展望

本文基于我国部分 A 股上市银行的日对数收益率数据，构建了线性及非线性的银行间信息溢出网络，研究银行之间的关联关系并对银行系统中重要银行

节点进行识别与评估。但本文的研究仍存在不足之处：

(1) 研究基于 A 股上市银行的股票对数收益率序列进行分析，且为了保证时间序列数据的平稳性，仅选取 26 家银行的数据，未能全面反映整个银行业的情况。且实际情况中银行间的关联关系不仅表现在金融市场交易，还表现在财务联系、业务合作、共同投资项目等多方面，而基于收益率数据构建因果关联网络可能无法全面反映银行间的这种联系。

(2) 文章通过非参数检验方法进行非线性因果检验的方法可能存在一定的局限性，通过其他非线性检验方法能够补充实证分析的可信度，且本文共同滞后阶数及带宽参数的设置虽是基于其他文献的经验选择但设置较为单一，通过比较不同滞后阶数下的检验结果可能帮助评估非线性因果关系的稳定性。

参考文献

- [1] Kaufman G G. Bank Failures, Systemic risk, and bank regulation[J]. The Cato Journal, 1996, 16(1): 17-45.
- [2] Allen F, Gale D. Financial contagion[J]. Journal of Political Economy, 2000, 108(1): 1-33.
- [3] Upper C, Worms A. Estimating bilateral exposures in the German interbank market: is there a danger of contagion[J]. European Economic Review, 2004, 48(4): 827-849.
- [4] Bech M L, Chapman J T E, Garratt R J. Which bank is the “central” bank?[J]. Journal of Monetary Economics, 2010, 57(3): 352-363.
- [5] Van L I, In’t V D. Finding the core: network structure in interbank markets[J]. Journal of Banking & Finance, 2014, 49: 27-40.
- [6] Lux T. Emergence of a core-periphery structure in a simple dynamic model of the interbank market[J]. Journal of Economic Dynamics and Control, 2015, 52: A11-A23.
- [7] Fan H, Liu R. Research on financial systemic risk in ASEAN region. Entropy[J]. 2021, 23(9): 1131.
- [8] Abduraimova K, Nahai-Williamson P. Solvency distress contagion risk: network structure, bank heterogeneity an systemic resilience[J]. Bank of England, 2021, 909: 1-36.
- [9] 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+142.
- [10] 黄聪, 贾彦东. 金融网络视角下的宏观审慎管理——基于银行间支付结算数据的实证分析[J]. 金融研究, 2010, 4: 1-14.
- [11] 欧阳红兵, 刘晓东. 基于网络分析的金融机构系统重要性研究[J]. 管理世界, 2014, 8: 171-172.
- [12] 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.

-
- [13]方意. 系统性风险的传染渠道与度量研究——兼论宏观审慎政策实施[J]. 管理世界, 2016, 8: 32-57.
- [14]唐振鹏, 谢智超, 冉梦, 等. 网络视角下我国上市银行间市场系统性风险实证研究[J]. 中国管理科学, 2016, 24(S1): 489-494.
- [15]黄玮强, 范铭杰, 庄新田. 基于借贷关联网络的我国银行间市场风险传染[J]. 系统管理学报, 2019, 28(5): 899-906.
- [16]范小云, 荣宇浩, 王博. 我国系统重要性银行评估:网络层次结构视角[J]. 管理科学学报, 2021, 24(2): 48-74.
- [17]马晚路, 范宏. 银行间拆借网络流动性与系统性风险研究[J]. 中国市场, 2023, 30: 1-5.
- [18]Markose S, Giansante S, Shaghaghi A R. ‘Too interconnected to fail’ financial network of US CDS market: topological fragility and systemic risk[J]. Journal of Economic Behavior & Organization, 2012, 83(3): 627-646.
- [19]Mistrulli P E. Assessing financial contagion in the interbank market: maximum entropy versus observed interbank lending patterns[J]. Journal of Banking & Finance, 2011, 35(5): 1114-1127.
- [20]Anand K, Craig B, Peter G V. Filling in the blanks: network structure and interbank contagion[J]. Quantitative Finance, 2015, 15(4): 625-636.
- [21]Craig B, Peter G V. Interbank tiering and money center banks[J]. Journal of Financial Intermediation, 2014, 23(3): 322-347.
- [22]Billio M, Getmansky M, W.Lo A, etc. Econometric measures of connectedness and systemic risk in the finance and insurance sectors[J]. Journal of Financial Economics, 2012, 104(3): 535-559.
- [23]Wang G J, Chen Y Y, Si H B, etc. Multilayer information spillover networks analysis of China’s financial institutions based on variance decompositions[J]. International Review of Economics & Finance, 2021, 73: 325-347.
- [24]Fan X Y, Wang Y D, 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.

-
- [25]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.
- [26]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.
- [27]黄玮强, 庄新田, 姚爽. 基于信息溢出网络的金融机构风险传染研究[J]. 系统管理学报, 2018, 27(2): 235-243.
- [28]张建锋. 基于复杂网络分析的中国金融市场风险传染路径研究[J]. 海南金融, 2020, 7: 39-45.
- [29]宫晓莉, 熊熊. 波动溢出网络视角的金融风险传染研究[J]. 金融研究, 2020, 479(5): 39-58.
- [30]徐国祥, 吴婷, 王莹. 基于共同冲击和异质风险叠加传导的风险传染研究——来自中国上市银行网络的传染模拟[J]. 金融研究, 2021, 4: 38-54.
- [31]Iori G, Jafarey S. Criticality in a model of banking crises[J]. Physica A: Statistical Mechanics and its Applications, 2001, 299(1-2): 205-212.
- [32]Turner S, Hanel R, Pichler S. Risk trading, network topology and banking regulation[J]. Quantitative Finance, 2003, 3(4): 306-319.
- [33]Lenzu S, Tedeschi G. Systemic risk on different interbank network topologies[J]. Physica A: Statistical Mechanics and its Applications, 2012, 391(18): 4331-4341.
- [34]Toivanen M. Contagion in the interbank network: an epidemiological approach[J]. Bank of Finland Research Discussion Papers, 2013, 19: 1-43.
- [35]李守伟, 何建敏, 龚晨. 银行风险传染随机模型研究[J]. 统计与信息论坛, 2010, 25(12): 26-30.
- [36]王晓枫, 廖凯亮, 徐金池. 复杂网络视角下银行同业间市场风险传染效应研究[J]. 经济学动态, 2015, 3: 71-81.
- [37]徐涛, 何建敏, 李守伟. 银行间市场风险传染与网络结构演化研究[J]. 大连理工大学学报, 2017, 38(4): 56-63.
- [38]Freeman L C, Roeder D, Mulholland R R. Centrality in social networks: ii. experimental results[J]. Social Networks, 1979, 2(2): 119-141.
- [39]Diks C, Panchenko V. A new statistic and practical guidelines for nonparametric Granger causality testing[J]. Journal of Economic Dynamics and Control, 2006, 30

(9-10): 1647-1669.

[40]Hiemstra C, Jones J D. Testing for linear and nonlinear Granger causality in the stock price-volume relation[J]. The Journal of Finance, 1994, 49(5): 1639-1664.

[41]杨子晖, 赵永亮. 非线性 Granger 因果检验方法的检验功效及有限样本性质的模拟分析[J]. 统计研究, 2014, 5: 107-112.

攻读硕士期间取得的学术成果

- [1] 李森, 李志民, 银行间信息溢出网络重要节点识别问题研究[J]. 安徽工程大学学报. (已录用)

致谢

时光荏苒，白驹过隙，三载硕士生涯即将画上句号。回首往昔，思绪万千，感慨良多，在即将完成硕士学位论文之际，谨以最诚挚的笔墨，向所有帮助和关心我的人表达最深的谢意！

首先，致我的导师李志民教授最深厚的敬意。自入师门以来，承蒙老师悉心教诲，每每遇到困惑之处，老师都会耐心指导。从论文选题到框架搭建，从文献梳理到文字打磨，思路清晰，每每交流使我茅塞顿开，逻辑更加清晰。也承蒙老师关照，于我遇到困难之际关心开导，使我面对已然发生的事情更加通透。

其次，感谢我的同门们。走过充满挑战的这段行程，彼此扶持，共同成长，在论文写作过程中，我们共同探讨学术问题，分享经验，使我在学术道路上有同伴共行，一起进步，我们之间的友谊，是我人生中宝贵的财富。

同时，感谢我的家人朋友。他们是最坚实的后盾，在我攻读硕士学位期间，他们一直默默地支持着我，为我提供了良好的学习环境，给予我无尽的关心和支持，他们的理解和鼓励，让我有勇气面对困难和挑战。

此外，感谢我的母校。在安徽工程大学的时间远不止这三年，每个教学楼都承载着我青春的回忆，时光如白驹过隙，在这里我收获了知识、友情和成长，度过了我人生中宝贵的时光。感谢母校为我提供了良好的学习环境、优质的教育资源和丰富的学术资源，很喜欢去图书馆淘自己喜欢阅读的书或者学习需要的书。感谢母校对我的培养和教育，“尚德敏学·唯实惟新”，在这里，我学会了如何独立思考、如何严谨治学，我将铭记母校的恩情，不忘初心，继续前行！

回首过去，我满怀感激；展望未来，我满怀期待。在接下来的人生旅途中，我将带着这份感激和期待，继续砥砺前行！