

从复杂网络视角分析系统性风险: 综述和展望

陈超洋^{1,2†}, 谭丁荣¹, 秦焕梅³, 汪秉宏⁴, 高建喜⁵

(1. 湖南科技大学 信息与电气工程学院, 湖南 湘潭 411201; 2. 中国科学院 先进技术研究院, 广东 深圳 518055;

3. 上海财经大学 金融学院, 上海 200433; 4. 中国科学技术大学 近代物理系, 安徽 合肥 230026;

5. 伦斯勒理工学院 计算机科学学院和网络科技中心, 纽约州 特洛伊 12180)

摘要: 随着现代金融业的迅猛发展, 由多个金融主体形成的网络复杂程度不断加深, 发生系统性风险的概率明显上升. 利用复杂网络理论研究金融市场的网络拓扑结构及演化过程, 对系统性风险的测度、传染及防范具有重要作用. 首先, 阐明了系统性风险的内涵、成因与特性, 介绍了研究系统性风险的常用指标和复杂网络模型, 指出了系统性风险在金融网络中的重要影响; 其次, 基于金融机构之间的关联性归纳了构建网络模型的算法和系统性风险的测度方法, 对比分析了各自的基本特征、优势、局限性及应用; 然后, 剖析了系统性风险在网络结构下的传染效应; 最后, 基于复杂网络视角对系统性风险的难点问题进行了展望, 以期对相关研究提供参考.

关键词: 系统性风险; 复杂网络; 关联性; 测度; 风险传染; 风险防范

引用格式: 陈超洋, 谭丁荣, 秦焕梅, 等. 从复杂网络视角分析系统性风险: 综述和展望. 控制理论与应用, 2022, 39(12): 2202 – 2218

DOI: 10.7641/CTA.2021.10267

Analysis of systemic risk from the perspective of complex networks: overview and outlook

CHEN Chao-yang^{1,2†}, TAN Ding-rong¹, QIN Huan-mei³, WANG Bing-hong⁴, GAO Jian-xi⁵

(1. School of Information and Electrical Engineering, Hunan University of Science and Technology, Xiangtan Hunan 411201, China;

2. Institutes of Advanced Technology, Chinese Academy of Sciences, Shenzhen Guangdong 518055, China;

3. School of Finance, Shanghai University of Finance and Economics, Shanghai 200433, China;

4. Department of Modern Physics, University of Science and Technology of China, Hefei Anhui 230026, China;

5. Department of Computer Science and Network Science and Technology Center, Rensselaer Polytechnic Institute, Troy New York 12180, USA)

Abstract: With the rapid development of the modern financial industry, the complexity of the network formed by multiple financial entities has continued to deepen, and the probability of systemic risk has increased significantly. The use of complex network theory to explore the network topology and evolution process of financial markets plays an important role in the measurement, contagion and prevention of systemic risk. In this review, the connotation of systemic risk is clarified firstly along with their causes and characteristics, common indicators and complex network models are reviewed, and the important impact of systemic risk in financial networks is pointed out. Based on the correlation between financial institutions, the algorithm for building the network model and the measurement method of systemic risk are discussed, and their characteristics are evaluated, along with their advantages, limitations and applications. Then, the contagion effect of systemic risk under the network structure are also analyzed. Finally, based on the perspective of complex networks, challenges in systemic risk problems are concluded to throw some light on the future research.

Key words: systemic risk; complex networks; relevance; measurement; risk contagion; risk prevention

Citation: CHEN Chaoyang, TAN Dingrong, QIN Huanmei, et al. Analysis of systemic risk from the perspective of complex networks: overview and outlook. *Control Theory & Applications*, 2022, 39(12): 2202 – 2218

收稿日期: 2021-03-30; 录用日期: 2021-09-30.

†通信作者. E-mail: cychen@hnust.edu.cn; Tel.: +86 731-58290114.

本文责任编辑: 段志生.

国家重点研发计划“政府间跨国合作”项目重点专项(2019YFE0118700), 国家自然科学基金项目(61973110), 国家社会科学基金项目(16BJY158), 湖南省自然科学基金杰出青年基金项目(2021JJ10030), 湖南省湖湘青年英才科技创新人才项目(2020RC3048), 数字制造装备与技术国家重点实验室开放基金资助项目(DMETKF2022023), 湖南省研究生科研创新项目(CX20210998)资助.

Supported by the National Key R&D Program of China for International S&T Cooperation Projects (2019YFE0118700), the National Natural Science Foundation of China (61973110), the National Social Science Foundation of China (16BJY158), the Natural Science Found for Distinguished Young Scholars of Hunan Province (2021JJ10030), the Hunan Young Talents Science and Technology Innovation Project (2020RC3048), the Foundation of State Key Laboratory of Digital Manufacturing Equipment and Technology (DMETKF2022023) and the Postgraduate Scientific Research Innovation Project of Hunan Province (CX20210998).

1 引言

随着金融创新的活跃和经济金融全球化程度的加深,世界各国的金融体系面临着诸多危机与挑战.2008年爆发的全球金融危机使许多大型重要金融机构给整个金融体系带来严重的系统性风险.基于此惨痛教训,世界各国及国际组织均采取了相应措施,加强对系统重要性金融机构的监管,防范系统性风险.2010年,美国政府先后颁布了《多德-弗兰克华尔街改革与消费者保护法》和《综合资本压力分析与回顾法案》,成立金融稳定监督委员会,致力于应对系统性金融风险,增加金融体系透明度.2012年12月,英国政府颁布《2012年金融服务法案》,设立金融政策委员会,识别、监测以及采取措施防范和降低系统风险,维护英国金融体系的稳定.中国政府高度重视金融风险问题,早在十六届二中全会就提出:要建立健全市场协调发展机制,维护金融运行和金融市场的整体稳定,防范系统性风险.2017年10月18日,习近平总书记在党的十九大报告中明确指出,“要健全金融监管体系,守住不发生系统性金融风险的底线,并将重点防控金融风险作为三大攻坚战之首”.2020年10月26日,党的十九届五中全会会议强调:统筹传统安全和非传统安全,把安全发展贯穿国家发展各领域和全过程,防范和化解影响我国现代化进程的各种风险,筑牢国家安全屏障.

Keynes^[1]早在其专著《通论》中就描述了1929年世界经济大危机中出现的系统性风险,并进行了相应的分析.2007年由美国次贷危机引发的全球危机和2009年源于希腊的欧洲债务危机,都表明由于金融机构的高度关联性会使得个别机构的破产传染到整个金融体系,导致经济持续性衰退.此后,系统性风险引起了学术界和政府部门的高度关注,系统性风险的形成、测度及防范等成为诸多学者的研究领域.随着金融自由化程度的深入推进,金融机构与金融机构、金融机构与非金融机构之间形成了越来越复杂的网络关系,具有与复杂网络系统相似的特征,如网络中心、网络拓扑结构以及关联度等,这些特征是系统性风险的重要影响因素^[2-3],对风险的形成、累积和传染起着决定性作用^[4-5].基于复杂网络的视角,通过研究网络的拓扑结构及演化过程,有助于厘清金融主体之间的相互作用,有效判别金融市场的发展趋势,对系统性风险的预测和防范具有重要意义.

现有的研究通常从网络结构的单一特征入手,深入展开分析风险传染和系统的稳健性^[6-8],而关于系统性风险水平和传染的网络结构的本质特征以及能够反映网络结构整体特征的网络结构脆弱性的研究较少.同时,已有的系统性风险研究中仍存在着一些不足之处,如较少关注金融机构间的内部联系,又或者在揭示金融机构行为之间的关系时,只关注部分金

融机构之间的局部联系^[9-10],忽略了金融系统的整体性^[11].在金融危机之后,金融机构呈现出一种“联系紧密和过于复杂而不能倒”的特征,包括非金融机构在内的各种类型的金融机构间在股权与债权持有、业务合作与渗透之间的关系越来越紧密,使得形成的金融网络结构错综复杂,系统性金融风险网络的传染特征也愈加明显.网络结构的本质特征源自网络节点以及节点间连线的多元化,节点表示金融机构,连线表示金融机构间的联系,通过对网络结构本质特征进行研究,能够将网络结构模型应用于系统性风险研究的新领域.基于复杂网络理论,利用网络模型和网络结构的分析方法不仅能够对金融关联机构间形成的网络结构及特征进行测度分析,而且可以对整个金融网络中系统性风险的传染机制进行分析,与现实情况更为贴近.

本文首先介绍了系统性风险的内涵、成因与特性;其次,在复杂网络理论的基础上,基于金融机构之间的关联性总结了常用的构建网络模型的算法和风险测度方法,并对各自的特点、优势、局限以及应用领域做了对比分析;然后,基于复杂网络结构的视角剖析了系统性风险的传染效应;最后,对系统性风险的相关前瞻性难点问题进行了展望.全文内容及其关系如图1所示.

2 系统性风险的内涵、成因与特性

系统性风险既不是新概念,也不是新问题,它在金融危机之后成为了学术界和金融监管机构的热门话题.如图2所示,每年发表有关系统性风险的文献数和引文数呈逐年增长趋势,且近几年增长速度显著上升.研究者们从风险的含义、成因、特性等角度出发,运用复杂网络理论构建金融关联网络,对系统性风险的测度、传染与防范等方面进行了框架性的研究.

2.1 风险内涵

在现有文献中,专门针对系统性风险的研究不多,大部分是就整个金融系统而言.到目前为止,系统性风险并没有一个被普遍接受的定义,具有代表性的定义大致分为4类,一是从危害范围大小的角度定义:文献[12-13]认为系统性风险是威胁整个金融体系以及宏观经济的事件,它并非仅影响一两个金融机构的稳定性.文献[14]提出系统性事件的大规模冲击会导致金融市场逆效应,这极易诱发金融系统性危机,并把这种爆发危机的可能性视为系统性风险.文献[15]将系统性风险看作是某种外部特性,这种外部特性表现为风险的上升和扩散,使其他不相关的经济体遭受经济损失.二是从风险传染的角度定义:文献[16-19]认为系统性风险是由于单个事件通过影响一系列的机构和市场,引起多米诺骨牌效应(domino effect)损失扩散的可能性.文献[20]提出系统性风险表现为大

部分或所有组成部分的相关性,与组织中的个体或某一部分的崩溃相对应.三是从金融功能的角度定义:文献[21]认为系统性风险是金融市场的信息中断导致的金融功能丧失的或然性.文献[22]将系统性金融风险定义为破坏金融市场正常运作的极端金融事件.四是从实体经济影响的角度将系统性风险定义:文献[23]从整个金融体系考虑,认为金融事件的冲击会引起该体系局部遭受严重的经济损失,导致信心崩溃和不确定性因素增加,甚至给实体经济带来灾难.

2.2 风险成因

系统性风险的形成原因十分复杂,只有准确找到其形成原因才能进行有效预防.系统性风险的成因可主要归结于以下几个方面的因素:

1) 金融机构具有的高杠杆性、期限错配^[24]等内

在脆弱性给整个金融体系带来风险.一方面,过度使用高杠杆限制了金融体系吸收冲击的能力,导致风险的快速扩散;另一方面,存贷期限错配问题日趋严重,其中潜藏着巨大的系统性风险很可能使银行等金融机构发生流动性危机.

2) 行为金融学理论的预期、正反馈机制和羊群效应是产生系统性风险的重要机制.一个金融机构的倒闭会通过预期对整个金融市场造成影响,继而通过利率和汇率等渠道对国内外实体经济造成影响.由于投资者的非理性行为^[25]会造成由市场预期和市场信心维持的表面平静的假象,并通过正反馈机制造成的破坏性进一步放大,在羊群效应的驱使下,资产价格会不断偏离其基本价值,由预期同质性引起的日益变大的泡沫最终会破灭,由此危机爆发并蔓延.

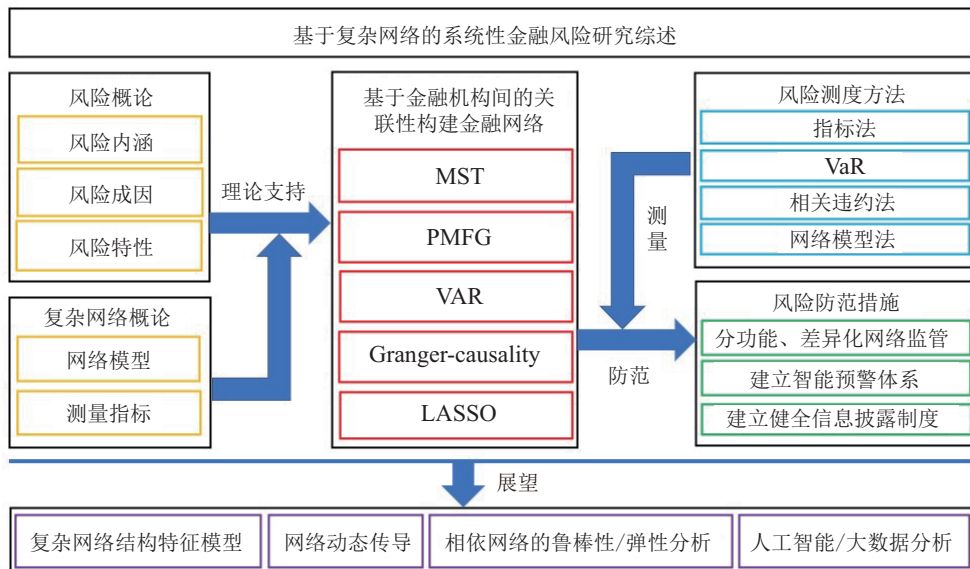
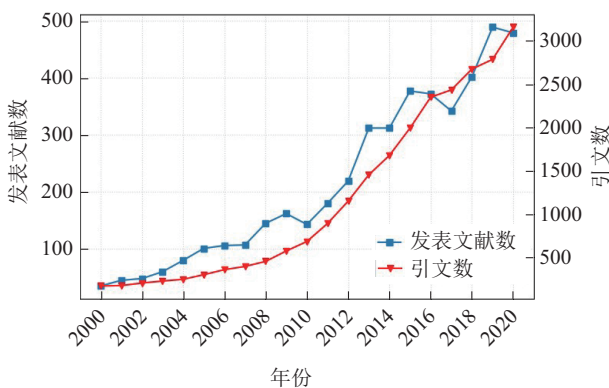


图1 本文脉络和主要内容
Fig. 1 Framework and main contents of this review



注:该结果在Web of Science中以systemic risk为关键词对文献标题进行检索得到(截至2020年)

图2 2000-2020年系统性风险发表文献数与引文数增长趋势
Fig. 2 The number of publications and citations on systemic risks in each year

3) 调控政策失误与金融监管无效^[26]. 诸如货币政

策等调控政策的失误是金融动荡的根源所在.同时,监管部门对系统性风险的重视程度不够,导致金融监管无效以及欠审慎的金融自由化、金融创新和综合经营导致金融监管的难度加大,以致未能及时观察到风险的积聚和变化并采取有效应对措施^[27].

4) 运用金融市场失灵理论分析可认为金融市场本身存在信息不对称问题^[24, 28-30],金融机构的信息垄断优势与投资群体的弱势将导致严重的市场失灵,相应产生的逆向选择、道德风险、挤兑风险、传染效应等缺陷从根本上给金融市场带来风险,直接导致甚至加剧了系统性风险.

5) 从复杂网络的视角来看,现代金融体系是由众多节点(金融机构和金融子市场)和链接关系构成的金融网络,呈现网络化、复杂化和脆弱化的特征.金融市场是一类复杂系统,从而可以从系统内部的结构及系统与环境的相互作用来考察这一系统的特性,以便揭

示金融市场演化的规律与金融系统性风险形成的机理。

2.3 风险特性

系统性风险的内涵与成因清晰地表明, 系统性风险会损害整个金融体系的正常运作, 其后果相当严重甚至是灾难性的. 除此之外, 还需对系统性风险的特性有清晰地认识, 做到防患于未然, 以减少其危害. 系统性风险主要具有:

1) 负外部特性: 经济学中认为, 由单个金融机构施加给整个金融体系的高于其收益的成本即为负外部性, 通常以风险的外溢和传染为表现形式.

2) 传染性: 风险会沿着某些渠道或路径在金融市场或金融体系之间传染, 从而导致系统功能受损.

3) 累积叠加性: 单个金融机构风险的增加会引起受风险传染影响和危害的机构数目增加, 风险进一步累积叠加, 最后导致整个金融体系的崩溃.

4) 不对称性: 一般而言, 风险与收益相匹配, 即高风险获得高收益, 低风险获得低收益. 但系统性风险没有相应的收益补偿或风险溢价, 风险与收益不对称.

3 复杂网络概论

将金融系统看作复杂网络, 利用复杂网络理论研究系统性风险逐渐成为一种主流趋势, 且具有创新性和现实意义.

3.1 复杂网络理论概述

关于复杂网络的研究由来已久, 最早可追溯到 1736 年数学家欧拉(Euler)研究的“Königsberg 七桥问题”, 他得出结论: “一次性不重复地走遍七座桥是不可能的”. 由此图论诞生, 这为研究复杂网络奠定了基础. 20 世纪 50 年代末, 匈牙利数学家 Erdos 和 Renyi^[31] 建立了随机图理论(random graph theory), 系统地分析了复杂网络拓扑结构. 20 世纪 90 年代末, Watts 和 Strogatz^[32] 提出了小世界 (small world) 模型, Barabási 和 Albert^[33] 提出了无标度网络(scale-free)模型, 这两项开创性的研究掀起了研究复杂网络的热潮. 复杂网络主要研究的是系统中个体之间的相互作用所产生的关于系统的整体行为与性质, 其研究方法就是将系统中的个体视为节点, 个体之间的相互关系视为连边, 那么复杂网络理论就可以描述和研究复杂系统及其拓扑结构. 在众多研究者的推动下, 复杂网络理论已广泛应用于诸如互联网^[34]、电力网^[35]、金融网^[36]、神经网^[37]等各个复杂系统.

3.2 基本测量指标

复杂网络的结构是由节点和连边组成的. 近年来, 学者们提出了许多概念和方法来描述复杂网络结构的统计特性, 以下是一些常用的测量指标.

3.2.1 度中心性

无向网络中节点的度定义为与某节点直接相连的

边的数目. 度中心性(degree centrality)是用来衡量网络中谁是中心节点的指标, 一般来说, 一个节点的度越大意味着这个节点越重要.

3.2.2 平均路径长度

网络中节点 i 和节点 j 之间的距离定义 d_{ij} 为连接这两个节点的最短路径上的边数. 网络的平均路径长度 (average path length) 定义为网络中任意两个节点之间距离的平均值, 记为 L , 即

$$L = \frac{1}{1/2(N(N-1))} \sum_{i \geq j} d_{ij}, \quad (1)$$

其中 N 为网络节点数. 平均路径长度是网络的全局特征, 可用来衡量网络是否具有小世界特性.

3.2.3 聚类系数

网络中一个度为 k_i 的节点 i 的聚类系数 (clustering coefficient) C_i 定义为

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

其中 E_i 是节点 i 的 k_i 个邻节点之间实际存在的边数. 聚类系数通常在 $[0, 1]$ 间取值, 越接近 1 则表明该节点与周围节点连接的程度越高. 金融系统网络往往表现出局部的高聚集度.

3.3 网络模型

真实网络所表现出来的小世界特性、无标度幂律分布和高聚集度等现象促使人们从理论上构造丰富的网络模型, 以解释这些统计特性, 探索形成这些网络的演化机制.

规则网络和随机网络在现实生活中很少存在, 属于比较特殊的网络. 而介于完全规则网络和完全随机网络之间, 具有较短的平均路径长度和较高的聚类系数的网络, 称为小世界网络, 最典型的有 WS 小世界模型和 NW 小世界模型. 度分布函数具有幂律性质的网络称为无标度网络, 最典型的就是 BA 无标度网络. 无标度网络具有两个重要特性: 一是增长特性, 即网络的规模是不断扩大的; 二是优先连接性, 即新的节点更倾向于那些具有高连接度的节点相连接. 表 1 简单分析比较了几个复杂网络基本模型的性质.

表 1 4 种网络模型性质的比较

Table 1 Comparison of the properties of four network models

网络模型	度分布	平均路径长度	聚类系数
规则网络	均匀分布	最短	最大
随机网络	泊松分布	具有小世界特性	无聚类特性
小世界网络	泊松分布	较短	较大
无标度网络	幂律分布	无明显特征长度	无明显聚类特征

4 基于关联性的网络构建算法

系统性风险通过机构之间的关联性从一个机构传

递到其他机构,形成的风险溢出效应大大增加了整个金融系统崩溃的可能性.运用复杂网络理论并从金融机构之间的相互关联性出发,构建网络研究系统性风险的测度、预警和防范不失为一种创新性方法.

金融市场包括证券市场、外汇市场、货币市场等子市场,在政府、金融机构、企业组织和个人等多主体的参与下以及时间上和空间上不断演化发展下形成复杂系统.由于子市场的差异性,可把金融市场抽象

为多个子网络相互关联的复杂网络结构,如股票市场网络、外汇市场网络、银行间市场网络等.基于复杂网络理论,该复杂的金融市场网络中的节点对应于参与金融系统的主体;节点之间的连边表示主体之间的交互和联系,如图3所示.要构建基于相似度的网络,就要计算节点之间的相关系数,并使用特定条件和标准筛选出有效的连边.以下几种方法是常用的复杂网络构建算法.

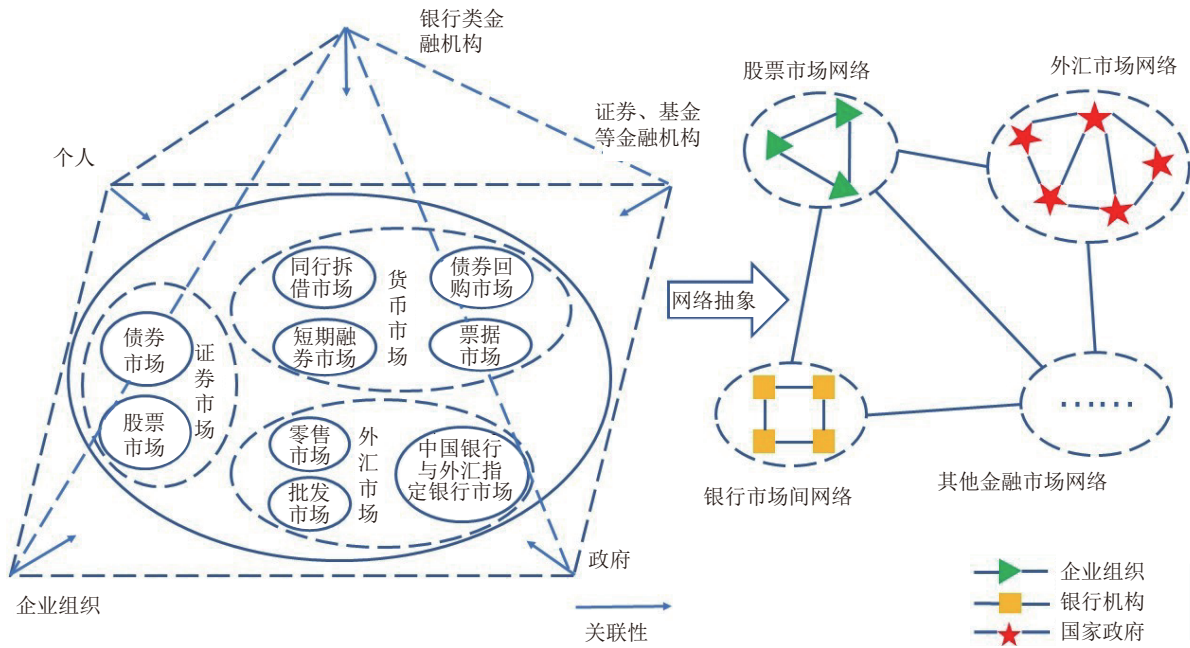


图3 金融市场网络结构图
Fig. 3 Structure diagram of financial market network

4.1 最小生成树

在图论中,连通且无回路的无向图称为树.最小生成树(minimum spanning tree, MST)就是图的连边权重总和最小的树,即对于 N 点加权图,最小生成树就是 $N - 1$ 条边的权重之和最小的一种方案.

MST方法是在金融市场上构建复杂网络应用最为广泛的方法,其基本思想是从包含 $N(N - 1)/2$ 条连边的网络中滤出 $N - 1$ 条连边(N 为网络中节点的数量),得到一个总距离最小的网络.通过MST方法构建金融市场网络需要执行以下步骤:

1) 计算节点之间的相关系数 ρ_{ij} ,并得到一个 $N \times N$ (N 表示节点个数)的相关系数矩阵 C .

$$\rho_{ij} = \frac{E(Y_i Y_j) - E(Y_i)E(Y_j)}{\sqrt{[E(Y_i^2) - (E(Y_i))^2][E(Y_j^2) - (E(Y_j))^2]}}$$

(3)

$$E(Y_i) = \sum_{t=1}^T Y_i(t)/T,$$

(4)

$$Y_i(t) = \ln X_i(t) - \ln X_i(t - \Delta t),$$

(5)

其中: i 和 j 分别代表不同的金融机构; $E(\cdot)$ 表示变量

在时间段 T 内的均值; $X_i(t)$ 表示随时间 t 变化的金融机构之间联系的变量(如价格、利率等); Δt 为间隔时间.

2) 计算节点之间的距离 d_{ij} 得到相应的距离矩阵 D .距离 d_{ij} 计算如下:

$$d_{ij} = \sqrt{2(1 - \rho_{ij})}.$$

(6)

3) 通过相应的算法(常用算法包括Kruskal算法和Prim算法)获得金融市场的MST. MST代表了金融市场上最牢固的联系,如果当MST唯一时,那么在金融市场网络中, MST就意味着系统性风险最有可能的传染路径,即系统性风险可能跟随MST并以最快速度遍布整个金融网络.文献[38-40]使用MST构建复杂的金融市场网络,并寻找最优投资组合策略.文献[41-43]采用MST构建股市网络并探究了网络在不同时期的拓扑属性、相互依存关系及演变过程.在大多数研究关注网络拓扑结构、聚类系数和市场网络行为的时候,文献[44]基于相关性提出了一种金融网络的股票市场过滤模型,该模型基于已建立的MST的悬空端选择点(股票),可以缩小市场核心规模,同时保持多

元化和成本效益稳定。

MST可以通过图形直观、系统地指出风险传染的潜在机制,能对金融网络中风险传导路径以及节点的系统重要性进行动态识别,具有有效性和稳健性。由于复杂系统所形成的复杂网络中存在大量冗余信息,通过MST可进行过滤,使其保留能真正反映有效信息的连边,因而MST被认为是网络过滤最有效、最彻底的方法。但是,该方法也有一定的缺陷,通过MST得到的网络只含有 $N - 1$ 条边,这虽然保留了最强相关性的连边,但也过滤了一些有价值的连边,不能完全真实反映所有节点的相关性。

4.2 平面极大过滤图

平面极大过滤图(planar maximally filtered graph, PMFG)的构造算法与MST类似,主要区别在于:第一,对新加入边的约束不同。MST要求新加入的边与现有的边不出现环,而PMFG仅要求加入新边后所构成的图是平面图。第二,边的数量不同。在PMFG中每个节点至少与其他两个节点相连,从而最大限度地保留了距离网络图的有效信息。

文献[45]利用Mantegna^[24]的模型计算金融机构相关系数并创建距离矩阵,采用MST与PMFG法模拟生成了中国银行间同业拆借市场的网络结构,为识别中国金融行业风险传导的潜在路径找到了有效方法。文献[46]通过分析该网络的结构特征,使用PMFG方法生成银行的间接关联网络,发现间接关联网络具有小世界和无标度等特征,而且这些特征与银行通过直接拆借形成的网络相似。文献[47]基于PMFG法构建了一个汇率联动复杂模型,运用度值分析来研究货币在网络中的影响力,为中国全面实现人民币国际化提供了理论依据和经验支持。

PMFG是最简单的平面图,在确保图的简洁性的同时也包含了重要的附加信息。PMFG与MST相类似,本质上均为网络的过滤技术,都是通过筛选最重要的边来获得关键的骨干结构,以便构建网络并分析其结构特征。但与MST相区别的是,PMFG对网络中冗余信息过滤较为缓和,该方法在MST的基础上增加了派系结构及循环信息,弥补了MST的缺陷,有助于拓扑结构的研究。PMFG具有过滤效果好以及包含的关联信息充足等特点,但跟MST一样均不能清晰判定风险溢出方向。

4.3 向量自回归模型

向量自回归模型(vector autoression, VAR)通过将系统中的每个内生变量作为系统中所有内生变量的滞后值的函数来构建模型,从而将单变量自回归模型扩展为包含多元时间序列变量的向量自回归模型。一个 p 阶的VAR模型的定义为:对于平稳随机序列,序列当前值 Y_t 可描述为多个相关序列的 p 个过去值的线性

组合。具体数学表达式为

$$Y_t = c + A_1 Y_{t-1} + A_2 Y_{t-2} + \cdots + A_p Y_{t-p} + e_t, \quad (7)$$

其中: c 为 $n \times 1$ 常数向量, A_i 为 $n \times n$ 参数矩阵, e_t 为 $n \times 1$ 时序序列的误差扰动向量, Y_t 为待计算的 n 维内生变量向量, p 表示滞后阶数。

文献[48-49]依据中国网络借贷规模和宏观经济指标数据建立VAR模型,构建了银行间的有向网络关联图,发现银行资产的高同质性和创新关联交易等因素导致风险吸收效应较强,风险外溢效应明显,整体系统性风险溢出指数呈现出周期性波动态势。文献[50]通过VAR技术构建了股市券商板块波动溢出模型,并利用方差分解贡献度构建复杂网络,分析了股市券商板块波动溢出效应的动态时变性。文献[51]针对高维VAR模型提出了一种新的贝叶斯非参数BNP-Lasso先验法,很好的解释现实网络中的一些程式化事实,包括群落结构、稀疏性和边缘强度的异质性。

VAR模型可反映多个经济金融变量之间的相互关系,弥补了单一回归模型方程的不足,估计金融网络的精度和可靠性也更高。但该可靠性主要依赖于变量的平稳性,所以在使用该模型之前首先要对变量的时间数据序列进行单位根检验,以此判断变量进行的平稳性。若变量不平稳,则需要对其进行一阶差分,消除多重共线性和异方差。VAR模型进行方差分解能够有效地对多个市场或资产之间的时变溢出关系进行测度。

4.4 格兰杰因果检验

格兰杰因果检验(Granger-causality)实质上是验证一个变量的滞后项对其他变量是否有影响。如果变量 Y 受到变量 X 滞后项的影响,就说明变量 X 和变量 Y 之间有Granger因果关系。以 p 阶滞后项VAR模型的Granger因果检验为例,表达式为

$$\begin{pmatrix} y_t \\ x_t \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} a_{10} \\ a_{20} \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} a_{11}^{(1)} & a_{12}^{(1)} \\ a_{21}^{(1)} & a_{22}^{(1)} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} y_{t-1} \\ x_{t-1} \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} a_{11}^{(2)} & a_{12}^{(2)} \\ a_{21}^{(2)} & a_{22}^{(2)} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} y_{t-2} \\ x_{t-2} \end{pmatrix} + \cdots + \begin{pmatrix} a_{11}^{(p)} & a_{12}^{(p)} \\ a_{21}^{(p)} & a_{22}^{(p)} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} y_{t-p} \\ x_{t-p} \end{pmatrix}, \quad (8)$$

其中: x_t 和 y_t 表示两个时间序列; a_{10} 和 a_{20} 为常数项; $a_{11}^{(p)}, a_{12}^{(p)}, a_{21}^{(p)}, a_{22}^{(p)}$ ($p = 1, 2, 3, \dots$) 分别表示各阶滞后项系数; ε_1 和 ε_2 表示不相关的白噪声过程。如果系数矩阵中的系数不全为0,则表示 X 的滞后项能预测 Y ;同理, Y 的滞后项对 X 也有预测作用。当两种关系同时成立时,则表示两个序列之间存在双向影响。

一般采用Granger因果关联度(degree of granger-

causality, DGC)作为衡量系统性风险的指标,表示为

$$\text{DGC} = \frac{1}{N(N-1)} \sum_{i=1}^N \sum_{j \neq i} (j \rightarrow i), \quad (9)$$

$$(j \rightarrow i) = \begin{cases} 1, & j \text{ 是 } i \text{ 的格兰杰因果检验,} \\ 0, & i \text{ 是 } j \text{ 的格兰杰因果检验,} \end{cases} \quad (10)$$

其中: N 为样本金融机构数目, DGC的值越大表示金融机构间的关联性越强.

文献[52]利用Granger因果检验来构建有向网络,并提出利用流动性、杠杆率、关联性和损失来描述系统性风险. 文献[53–54]根据Granger因果检验结果所建立的指标,从金融机构之间的关联度出发,测量了不同市场环境下中国金融机构的风险传染和系统性风险的水平,明确了我国金融市场风险的传染源、传染中介和易受传染市场. 文献[55]进一步发展出时变参数随机波动率向量自回归模型(TVP-VAR), 研究结果表明TVP-VAR明显优于传统的滚动窗口格兰杰检验,且具有更稳定的以链接为基础的系统重要性排序.

Granger因果检验通过检验变量之间的因果关系判断节点之间是否存在连边,进而探索金融机构间的网络关系,能充分体现金融市场的及时性和动态特征. 随着金融市场数据的公开化和处理数据能力的增强,Granger因果检验主要用于处理如股票、期货等高频数据. 但Granger因果检验的结果依赖于对滞后阶数 p 的选取,需要根据诸如AIC准则、SC准则等标准来确定最优阶数. 而且,使用Granger因果检验的时间序列数据必须平稳,否则将会出现伪回归的现象.

4.5 LASSO

LASSO (least absolute shrinkage and selection operator)算法是一种由斯坦福大学统计学教授Robert Tibshirani^[56]于1996年基于Leo Breiman^[57]的非负参数推断(nonnegative garrote, NNG)提出的一种同时进行特征选择和正则化的回归分析方法,旨在增强统计模型的预测准确性和可解释性,其主要思想是构造一个一阶惩罚函数获得一个精确的模型,通过最终确定一些变量的系数为0进行特征筛选. 设该模型的系数用 β 表示,且 β 为 d 维向量, $l(\beta)$ 表示损失函数,则关于参数的惩罚似然函数为

$$l(\beta) + \sum_{i=1}^d P_{\lambda_i}(|\beta_i|), \quad (11)$$

其中:

$$l(\beta) = (y - X\beta)^2, \quad (12)$$

$$P_{\lambda_i}(\beta_i) = \lambda|\beta_i|^q, \quad (13)$$

当 $q = 1$ 时即得到LASSO回归.

以二维数据空间为例,如图4所示, β_1, β_2 表示模型的参数,即要优化的目标参数. 红色的椭圆为等高线,

代表的是随 λ 变化所得到的残差平方和, $\hat{\beta}$ 为椭圆的中心点,为对应普通线性模型的最小二乘估计. 蓝色区域为对应的约束域. 等高线与约束域的切点就是目标函数的最优解,同时存在与坐标轴的切点,即产生稀疏的结果,故此可以达到变量选择的效果.

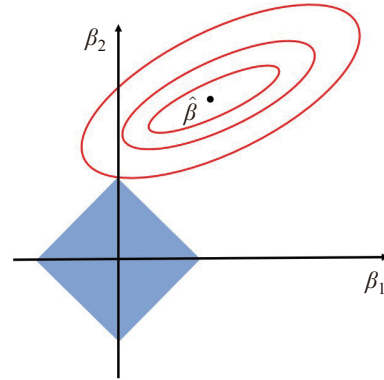


图4 LASSO降维

Fig. 4 LASSO method for dimensionality reduction

文献[58]基于公开获取的股价、资产负债表数据等,采用LASSO技术来构建有向金融网络,结果表明其他机构的尾部风险溢出是影响某家机构尾部风险的主要因素. 文献[59]综合分析了英国金融体系中10家最大的上市金融机构,发现汇丰银行(HSBC)和巴克莱银行(Barclays)具有最大的系统性风险影响,并提出了对监管机构的政策影响,以最佳地利用金融体系中的监管资源. 文献[60]基于非对称斜率模型,采用LASSO方法和单指标分位数回归构建了多家金融机构的尾部风险网络,发现其指标其在金融危机与股市崩盘期间均呈显著上升趋势,能较好地反映并预测金融市场中的系统性风险水平.

LASSO可在所用变量过多时有效降低内生变量的个数,降低横截面维度,对数据进行有效降维,从而减小网络的复杂程度,防止过拟合. 该方法能在多个金融机构中准确识别出机构间的风险传染关系,捕捉风险传染的网络效应. 利用LASSO方法可降低对样本量的要求,对变量起到了很好的筛选作用.

4.6 其他方法及总体对比分析

基于关联性构建金融网络的方法有很多,除了以上一些常用方法之外,还有最大熵法^[61]、方差分解法^[62]、阈值法^[63]等. 表2更直观地对上述算法的特点、优劣及应用做了归纳总结.

5 风险测度方法

确切衡量系统性风险是否会发生,测度系统性风险是其中的关键所在. 有效测度系统性风险可以阻止其发生,减少经济损失,维持金融市场的正常运作;反之则会增加社会成本,给经济带来空前的打击和灾难. 系统性风险测度方法梳理如图5所示.

表 2 基于金融机构关联性的网络构建算法对比分析

Table 2 Comparative analysis of network construction algorithms based on the relevance of financial institutions

构建算法	特点	优势	局限性	应用	参考文献
最小生成树	具有有效性和稳健性图形直观、系统	能对冗余信息进行有效、彻底的过滤	可能过滤到有价值的连边, 不能完全反映所有节点的相关性	股票市场网络中股票的价格波动、外汇市场中关键的货币关联	[39-44]
平面极大过图	具有简洁性; 图形直观、系统	过滤较为缓和, 过滤效果好, 信息保留情况较好	不能清晰判定风险溢出方向	银行间同业拆借市场货币的汇率联动	[45-47]
向量自回归模型	具有可靠性	能反映多变量之间的相互关系	依赖于变量的平稳性, 变量不平稳则需要进行一阶差分消除多重共线性和异方差	市场间的波动溢出效应收益率层面的信息溢出以及波动率层面的风险溢出	[49-50]
Grange 因果检验	能及时体现金融市场的及时性与动态特征	能处理高频数据	检验结果依赖于滞后阶数 p 的选取、时间序列数据必须平稳	保险业等金融市场的风险传染与风险水平测度	[54-55]
LASSO	精度较高且符合现实意义	有效降维、减小网络复杂度、防止过拟合	模型简单, 不贴合实际	度量尾部风险溢出水平, 具有预测示警	[58, 60]

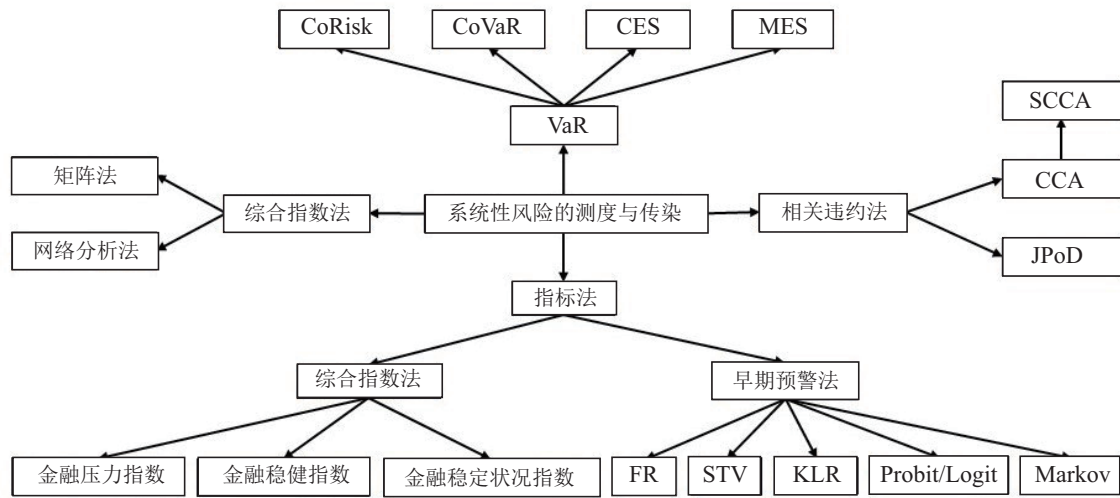


图 5 系统性风险测度方法梳理

Fig. 5 Systemic risk measurement methods

5.1 指标法

测度系统性风险的方法有很多, 2008年金融危机爆发以前, 综合指数法和早期预警法是测度系统性风险最常用的方法. 综合指数法即基于系统性风险在经济金融方面的指标反映, 通过构建子系统指标, 综合衡量当前金融体系风险综合状况^[64]. 综合指数法的典型代表包括金融压力指数、金融稳健指标以及金融稳定状况指数等^[65-69].

早期预警系统(early warning system, EWS)具有识别系统性风险并给政策制定者和监管者采取行动的时间来阻止或者减缓潜在金融危机的功能, 其主要思

想是选取能够反映金融危机的因变量以及与该因变量存在一定相关性的自变量, 通过建立拟合方程得出由自变量的变化所引起的风险变化, 由此对危机的发生进行预测. 文献[70]最早将基础货币、影子汇率以及国际储备作为预警指标, 为早期预警法在风险预警中的应用提供理论基础. 文献[71]建立了STV横截面回归模型, 发现新兴市场国家国内贷款扩张而经济体系脆弱、汇率高估而国际储备越低时, 爆发金融危机的可能性越高. 文献[72]提出KLR信号法监测了在危机之前的时期内表现出异常行为的几个指标的演变. 当这些指标超过某个阈值时, 被认为是警告信号, 表

明在接下来的24个月内可能发生货币危机. 文献[73]建立了FR单位概率模型, 运用数据指标对货币危机发生的概率进行了最大对数似然估算, 结果说明外汇储备水平较低和实际汇率升值对预期危机有一定的作用. 文献[74]分别使用Probit/Logit模型、KLR信号模型和Markov模型来模拟和比较南非在2006年的货币危机. 结果表明, Markov模型在这3种类型的模型中具有最强的预测能力.

综合指数法和早期预警法采用多维指标体系对风险进行测度和预警. 综合指数法不用参考过往的风险何时发生以及风险发生的原因, 但需注意指标的选取与综合加权方法的选择, 适用于历史数据有限的后发地区. 早期预警法则需注意风险因子的选取, 对历史上未严格发生过金融危机的国家, 其应用会受到较大的限制. 两种方法均具有结构简单、运用灵活和可操作性强的特点, 但同时局限性也较明显, 均无法获知系统的风险传染效应、负外部特性及系统相关性等.

5.2 VaR及其发展

20世纪中叶, Markowitz^[75]提出以证券投资收益率的均值和方差来计量投资收益和投资风险, 并首次将数理统计和线性规划应用于投资组合选择问题, 提出了较为完整的理论框架和算法模型, 著名的均值-方差理论由此诞生, 这使得金融投资理论发生了质的飞跃, 经典的Markowitz均值-方差模型为

$$\begin{cases} \min \sigma_p^2 = X^T \Sigma X, \\ \max E(r_p) = X^T R, \\ \text{s.t. } \sum_{i=1}^n x_i = 1, \end{cases} \quad (14)$$

其中: $R = (R_1 \ R_2 \ \dots \ R_n)^T$; $R_i = E(r_i)$ 是第*i*种资产的预期收益率; $X = (x_1 \ x_2 \ \dots \ x_n)^T$ 是投资组合的权重向量; $\Sigma = (\sigma_{ij})_{n \times n}$ 是*n*种资产间的协方差矩阵; $E(r_p)$ 和 σ_p^2 分别是投资组合的期望回报率和方差.

风险度量在Markowitz创立投资组合理论以来就成为了金融研究的热点问题, 在险价值(value at risk, VaR)是其中著名的成果之一. VaR是指在给定置信水平和持有期下, 基于股票市场数据估计单个头寸或投资组合在常态市场环境中可能面临的最大损失, 主要用以评估资产、利率和汇率等金融风险. 在既定的置信水平 δ 下,

$$\text{VaR}_\delta = \inf\{x | P(X \geq -x) \leq \delta\}, \quad (15)$$

其中 x 为资产组合在持有期内的收益或损失.

尽管众多学者们对VaR推崇至极, 但仍掩盖不了其具有的缺陷, 第一: 不满足可加性要求; 第二: 不能体现分位点下方的左尾损失; 第三: 正态分布假设与实际差异较大; 第四: 难以预测极端事件风险. 针对这些缺陷, 学者们针对VaR做了许多开发性的变种. 条件风险价值(conditional value at risk, CVaR)和共同风险

模型(common risk, CoRisk)是对VaR的进一步改进. 文献[76]在VaR的基础上提出了CVaR, 通过测度某机构在正常和陷入危机两种情况下在险价值之差来反映该机构对系统性金融风险的溢出效应, 并且可以计算该系统内任意两个机构之间的风险外溢效应. CVaR的模型如下:

$$P_r(y_{1,t} \leq \text{CVaR}_t^{12} | y_{2,t-p} = \text{VaR}_{t-p}^2) = \alpha, \quad (16)$$

其中: CVaR_t^{12} 表示金融资产 y_1 关于 y_2 的条件风险价值; $1 - \alpha$ 表示置信水平; VaR_{t-p}^2 则为金融资产 y_2 滞后*p*期对应的风险价值. 由 y_2 带来的溢出强度可表示为

$$\% \text{CVaR}_t^{12} = \frac{\text{CVaR}_t^{12} - \text{VaR}_t^1}{\text{VaR}_t^1} \times 100\%. \quad (17)$$

CVaR的本质就是VaR, 可以用于分析机构、资产间的两两关系, 计算其间的风险外溢效应. 文献[77]对CVaR作了三方面的改进, 包括重新定义了金融困境、正常基准状态以及重新度量系统性风险溢出. 文献[78]运用CVaR方法对中国银行业的系统性风险进行了测度, 并进一步估计了动态条件在险价值. 文献[79]基于EVT极值分布使用GARCH模型动态更新CVaR法以及边际期望损失法(marginal expected shortfall, MES), 测度了中国多家银行、券商、保险等金融机构的系统重要性, 对两种测度方法进行稳健性检验, 认为CVaR较之MES是更适合测度中国系统重要性金融机构的指标.

CoRisk模型与CVaR模型相类似, 采用金融机构的CDS数据, 运用分位数回归的方法测度某一机构由另一相关联机构引起的风险增长幅度, 从而捕捉彼此的风险溢出程度. CoRisk模型如下:

$$\text{CDS}_i = \alpha_\tau + \sum_i^k \beta_{\tau,i} R_i + \beta_{\tau,i} \text{CDS}_j, \quad (18)$$

$$\text{CoRisk}(i, j) = \alpha_{95} + \sum_i^k \beta_{\tau,i} R_i + \beta_{\tau,j} \text{CDS}_j \\ 100 \times \frac{\alpha_{95} + \sum_i^k \beta_{\tau,i} R_i + \beta_{\tau,j} \text{CDS}_j}{\text{CDS}_i(95)} - 1, \quad (19)$$

其中: 金融机构*i*的CDS利差作因变量, 表示该机构信用风险程度; R_i 表示市场风险总水平; τ 代表给定分位数; $\beta_{\tau,i}$ 即为需要估计的参数, 表示分位数水平 τ 上的金融机构*i*如何影响机构*j*的信用风险.

文献[80-81]通过CoRisk度量了由于传染效应而导致的违约概率的变化, 发现主权危机比金融危机增加了更多的系统性风险. 通过进一步比较发现, CVaR可分析机构、资产间的两两关系, 并计算其间的风险外溢效应; CoRisk可用来考察金融机构之间违约概率的尾部分布及关联性. 但两种模型都忽视了对尾部总体损失情况的描述, 而且计算出来的风险外溢之和并不等于整个金融系统的风险^[30].

除此之外, 学者们还提出了很多对VaR的改进与

拓展方法. 比如, 文献[82]提出边际期望损失法(MES), 即单个金融机构在整个金融市场收益率出现下跌时产生的期望损失, 以此反映单个机构对系统性风险的贡献程度. 文献[83]进一步提出了动态MES, 文献[84–85]在动态MES的基础上又提出系统性风险指数(systemic risk index, SRISK), 以单个机构相对于整个系统的资本短缺程度来衡量其系统性风险贡献, 该指标考虑了规模、关联性、杠杆率等多个因素对系统性风险金融风险的影响. 文献[86]提出成分预期损失(component expected shortfall, CES), 以MES与资产规模的乘积来衡量单个机构对金融系统的风险贡献, 弥补了MES没有考虑规模的缺陷.

5.3 相关违约法

相关违约法的主要思想是基于Copula函数通过对单个机构违约概率的分析估计总体违约概率. 或有权益分析(contingent claims analysis, CCA)和危机联合概率(joint probability of distress, JPoD)是其中运用最为普遍的两个方法.

CCA先假设单个机构的期望损失服从广义极值分布, 然后采用一种非参的依赖性度量方法演绎出联合期望损失, 以此考查系统性风险. 文献[87]提出并用以估算银行资产投资组合之间的动态关系, 衡量监管机构投资组合风险. 文献[88]首次将CCA引入宏观领域, 帮助政府和中央银行评估和管理国家或地区金融部门的宏观系统性风险. CCA在金融领域中得到广泛应用, 通过或有权益分析法可以计算单个机构的违约率(probability of default)、违约距离(distance to default)和预期损失等^[89–90]. 文献[91]在CCA的基础上提出了系统性或有权益分析法(systemic CCA, SCCA), 可用于测度整个金融体系的系统性风险.

CCA能对极端金融事件进行预测, 但由于严格的理论假设及信息来源较为单一, 该预测的准确性受到了极大的限制. 另一方面, 由于银行间的相关性往往体现为时变性和跳跃性, 银行体系的危机联合概率和单个银行的危机概率相比, 可能会更大并呈非线性的增长. 文献[92]提出的JPoD体现了银行间的风险依赖, 很好地刻画了这种非线性性. 运用JPoD测度银行系统性风险的步骤如下:

- 1) 把银行系统视为银行资产组合;
- 2) 估计单家银行的危机概率(PoD);
- 3) 计算银行体系的多元密度;
- 4) 估计银行体系的稳健性.

假设 x, y, z 分别为3家银行的资产价值, 那么3家银行的JPoD定义为

$$\text{JPoD} = \int_{x_d^z}^{\infty} \int_{x_d^y}^{\infty} \int_{x_d^x}^{\infty} P(x, y, z) dx dy dz, \quad (20)$$

其中 $P(x, y, z)$ 表示多元函数最优化密度函数(consistent information multivariate density optimizing, CIM-

DO), 满足

$$P(x, y, z) = q(x, y, z) \exp\{-[1 + \mu + (\lambda_1 X_{[x_d^x, \infty)}) + (\lambda_2 X_{[x_d^y, \infty)}) + (\lambda_3 X_{[x_d^z, \infty)})]\}. \quad (21)$$

JPoD较之传统风险模型具有一定的优势, 它表现出了银行间线性和非线性的危机依赖度, 同时考虑到了这些依赖度的动态变化, 可用于不景气时期测度银行间的风险相关性.

5.4 网络模型法

基于网络视角评估银行的系统性风险是研究银行网络系统的一个主要方向, 矩阵法和网络分析法是网络模型法中研究风险传染最具有代表性的测度方法, 这类方法通过测度单个银行网络中的累积风险确认危机状况, 其主要思想是基于银行间的相互敞口和交易数据建立网络, 并模拟各类网络形状的风险传染情况.

矩阵法(matrix method)是指通过矩阵及运算来进行经济预测和决策的方法. 在经济管理领域中, 有许多实际问题可以归结为带有线性特征的数学模型处理作为由 $m \times n$ 个数按一定次序排列的 m 行和 n 列特殊形式数组的矩阵, 通过合理规定的矩阵运算, 便可求得线性问题的预测、决策值. 矩阵法的基本思想是: 由于银行间存在同业信贷业务关系, 一家银行的倒闭会对其他银行产生冲击, 影响其他银行的流动性, 最终导致整个银行业系统发生系统性风险.

文献[93]最早采用矩阵模型模拟银行同业拆借市场结构, 测算发现瑞士银行业面临的系统性风险较小. 文献[94]通过矩阵法估算了银行间市场的敞口, 分析了银行间的风险传染情况, 发现大型银行的破产不会导致银行间市场完全崩溃, 但会给其他银行带来较重的负担, 且小型银行破产的蔓延效应也是有限的. 文献[95]利用矩阵法研究了在有、无安全网的两种状态下不同损失率的系统性风险. 结果表明: 金融安全网能明显降低系统性风险, 且当损失率较小时不会造成银行的系统性风险. 文献[96]通过建立矩阵模型得出银行规模越大, 其受传染的程度越低的结论.

网络分析法(analytic network process, ANP)是一种适应非独立的递阶层次结构的决策方法, 它是在层次分析法(analytic hierarchy process, AHP)的基础上发展而形成的一种新的实用决策方法. 网络分析法的基本思想是: 基于银行间的交易数据, 将银行分类至不同的系统网络, 判断网的形状并测算每个网络的系统性风险. 在Eisenberg等^[97]的算法基础上, Müller^[98]第一个将网络分析方法用于测算银行业系统性风险, 通过网络分析法与神经网络模拟法相结合, 根据银行类型的不同其网络形状也不尽相同, 识别系统性风险.

文献[99–100]将网络构建和参数估计结合起来以

拟合银行网络,记录冲击在系统不同银行间的传染过程,这为通过模拟技术研究金融网络结构的特征提供了理论支持,并发现银行资产组合中的相关性是系统性风险的主要来源.在风险评估和决策分析中,分析网络过程被广泛用于评估风险的关键因素并分析决策选择的影响和偏好.文献[101]提出将最大特征值阈值作为风险评估和决策分析中ANP的一致性指标,该阈值在数学上等于一致性比率.文献[102]采用网络分析方法深入分析了中国银行体系在资产负债表、同业拆借市场和股票市场三方面的关联特性及传染机制,对建立宏观审慎体系、有效防范系统性风险具有较高参考价值.

矩阵法的优势在于获取数据容易,对数据要求低,规避了只参考银行数据而忽略了银行业务造成分析上的失误;网络分析法主要基于机密的银行间双边敞口数据,所以其优势在于适用于监管者的监管,能跟踪首个发生违约的银行,防止风险的进一步传染.矩

阵法和网络分析法主要用于银行业的风险传染分析,但由于两种方法均未对风险的诱因进行定量分析,同时也未考虑共同风险敞口,因此存在一定的局限性.

5.5 对比分析

目前,系统性风险的测度方法并不能完全对金融机构的传导和扩散进行捕捉,每一种方法都具有相应的优势及局限性,想用某一种方法完全刻画金融体系的复杂性并不现实.表3更直观地对各种系统性风险的测度方法做了归纳总结.如图6所示,通过对每类系统性风险的测度方法进行文献检索发现,VaR及其改进发展类的方法在探究商业经济金融风险方面使用最多,可见VaR及其相关拓展方法对系统系统风险的测度仍属于主流方法.相关违约法使用最少,指标法多在2008年金融危机之前广泛使用.网络模型法乃是后起之秀,基于复杂网络的视角研究系统性风险已逐渐兴起,尤其是在测度系统性风险的传染性方面,网络模型法越来越受到诸多学者们的青睐.

表3 风险测度方法对比分析
Table 3 Comparative analysis of risk measurement methods

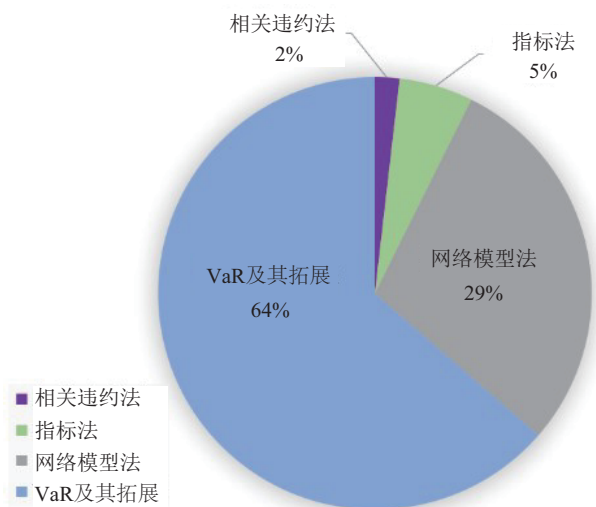
测度方法	特点/优势	局限性	应用	参考文献
综合指数法	采用多维指标体系;结构简单、运用灵活、可操作性强	无法获知系统性风险传染效应、负外部特性及系统相关性等	适用于历史数据有限的后发地区	[65-75]
指标法			适用于发生金融危机的国家	
早期预警系统				
CVaR	操作简便、易于推广和标准化	VaR不能体现分位点下方的左尾损失、正态分布假设与实际差异较大、缺乏预测极端事件风险的能力.	CVaR可分析机构、资产间的两两关系,计算其间的风险外溢效应	[77-81]
VaR及其变形		CVaR和CoRisk均未描述尾部总体损失情况	CoRisk可用来考察金融机构之间违约概率的尾部分布及关联性	
CoRisk				
CCA	对极端金融事件具有预测性	严格的理论假设和单一的信息来源限制了预测的准确性	用以估算银行资产投资组合之间的动态关系,衡量监管机构投资组合风险	[87,92]
相关违约法				
JPoD	能刻画银行危机联合概率增长的非线性性	依赖于银行的资产组合	适用于不景气时期测度银行的风险相关性	
矩阵法	数据较易获取			
网络模型法	由于双边敞口数据的机密性优势特点在于适合监管者的监管	未对风险诱因进行定量分析,也未考虑共同风险敞口	主要用于银行业的风险传染分析	[99-100, 102]
网络分析法				

6 网络结构下的风险传染

金融机构间的网络结构具有典型的复杂网络结构特征,且其网络拓扑结构与风险传染密切相关.尤其是针对复杂的银行网络,利用网络理论研究方法,可

以获得银行间的网络结构以及网络从整体上显示的特性和功能等信息.金融市场离不开银行的支撑,在金融系统中最显著的特征就是其系统性风险具备传染性.一个银行的系统性风险将对其他关联银行产生

负作用, 从而形成一轮又一轮的传播和蔓延. 如不加以控制, 最终将达到无法控制的地步, 该传染效应也是一种正反馈效应, 传染流程如图7所示.



注: 该结果在Web of Science中以各测度方法为关键词, 在商业经济金融领域中对文献主题进行检索得到(截至2021年3月)

图 6 系统性风险测度方法文献数占比

Fig. 6 The proportion of the number of literatures on systemic risk measurement methods

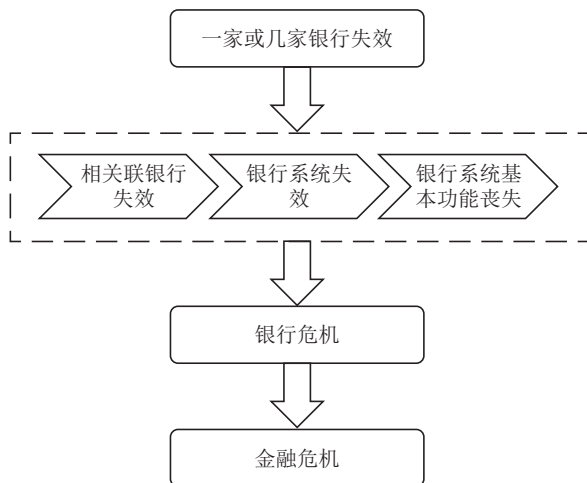


图 7 银行系统性风险传染路径

Fig. 7 Contagion path of banking systemic risk

文献[94, 103–105]分别研究了日本、奥地利、荷兰、英国等国的银行网络结构, 发现“银行网络结构具有复杂网络结构特征”这一共同点. 文献[106]对巴西银行间债务网络中节点的出度和入度进行了深入研究, 发现均服从幂律分布. 文献[107]分析了美国联邦基金市场网络, 发现其具有小世界网络的特征, 且该网络节点的度是一种肥尾分布. 文献[108]认为欧洲银行间拆借市场的网络稀疏, 节点度的分布服从幂律分布, 具有小世界网络特征. 此外, 网络具有高度中心化且相对稀疏的特征, 处于网络中心的大银行具有较大

的节点度, 节点度较小的银行往往会与节点度较大的银行进行关联^[109–111].

许多国家和地区的银行系统都存在连线倾向, 这使得银行间网络呈现群落结构(community structure). 连线倾向意味着节点倾向于与某些类型的节点形成连接, 从而在网络中形成群落结构. 金融网络的连线倾向是指银行与某些特定类型的银行具有借贷关系并形成银行群落结构. 图8展示了相互关联的两个简单群落拓扑结构, 该网络的连通性由两个群落间的一条连边保证.

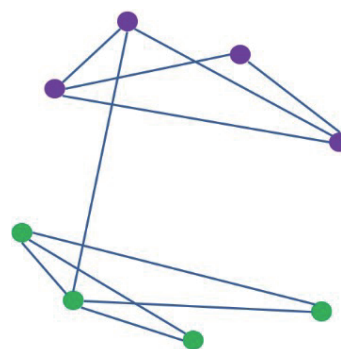


图 8 具有群落结构的网络

Fig. 8 Network with community structure

假设该网络的两个群落A, B分别包含了m个节点和n个节点, 令第一个群落的邻接矩阵表示为 $A_{m \times n}$, 第2个群落的邻接矩阵表示为 $B_{n \times n}$, 则整个网络的邻接矩阵可表示为

$$P_{(m+n) \times (m+n)} = \begin{bmatrix} A_{m \times m} & C_{m \times n} \\ D_{n \times m} & B_{n \times n} \end{bmatrix}, \quad (22)$$

其中 $C_{m \times n}$, $D_{n \times m}$ 分别表示群落A和B的两个联系矩阵. $C_{m \times n}$, $D_{n \times m}$ 中为1的元素代表了两个群落间的连线, 矩阵中1的元素越少, 表示网络的群落结构越明显.

文献[112–113]对巴西银行同业市场研究发现, 已呈现高度连接状态的银行机构再与其他机构互联的可能性极低, 大型银行机构呈现群落特征. 文献[3]基于无标度网络模拟对比试验发现, 在具有连线倾向性的网络中, 银行会更倾向于在群落内部相互借贷, 从而导致群落的关联度和整体相关性增强, 若此时群落遭受内部冲击时, 极易发生风险传染.

网络拓扑结构特征对风险传染影响作用很大, 一般来说, 节点连接程度越紧密、越类聚, 平均路径越短, 风险在网络中传染的速度越快. 文献[114]比较了几种网络结构下银行间的危机传染, 发现风险传染很大程度上取决于网络拓扑结构. 文献[98]研究发现银行系统的网络结构在风险传染中发挥了重要作用, 忽略网络结构将导致对银行系统性风险传染效应的低估.

基于网络结构模型大多用来衡量风险的传染水平, 网络中的重要节点在风险的累积与传染中起着重要

作用,其中某些重要节点甚至会严重影响网络的脆弱性。同时,节点连线所具有的集中性和复杂性一方面可能有利于分散风险,但另一方面同时也可能会增加金融网络的脆弱性。

7 系统性风险的防范

在整个金融网络体系中,一旦某些重要的金融机构发生经营困难,则很可能通过系统间的资产负债链接迅速扩散到整个金融网络,成为风险的“超级传播者”,进而引发系统性风险。有效识别系统性重要金融机构并加强监管是实现整个金融体系稳定的基础。如何进行有效预防系统性金融风险的发生尤为关键,众多中外的学者研究认为对于系统性风险的防范措施主要体现在以下几个方面。

7.1 分功能、差异化网络监管

从网络构建的角度出发分析系统性风险,首先需要选择合适的网络构建算法,并基于金融机构之间的关联性构建出金融网络的拓扑结构图,然后通过风险评价指标识别不同金融机构在网络中的不同作用和功能。以“分功能”的网络监管模式代替传统的分业监管模式,分门别类地、有针对性地实施宏观审慎监管,效果将更加显著。

从网络结构下系统性风险传染角度看,系统重要性金融机构体量大且与其他机构关联密切,往往成为风险的触发主体和传播者,一旦违约会给整个市场带来严重的负外部性。因此,防范系统性风险要放眼于整个经济金融关联网络,密切关注具有极高系统重要性的行业,并依据系统重要性程度进行差异化监管。

7.2 建立智能预警体系

随着人工智能和大数据分析技术的日趋成熟和广泛应用,利用人工智能和大数据分析技术对系统性金融风险数据进行深入挖掘、深度分析及数据可视化等,建立完整的智能预警体系,能从根本上提高风险监测和处置的前瞻性。已有诸多学者采用决策树^[115]、人工神经网络^[116]等算法对风险指标数据进行分类训练学习,有效预测了经济运行现状,能更好地对经济危机进行预警。同时,运用大数据管理工具和分析方法^[117],可以提前发现互联网金融中潜在的金融风险并有效阻断其传递,从而为互联网企业提供风险管理依据,保障互联网金融企业健康可持续发展。

7.3 建立健全信息披露制度

从有限理性博弈论^[118]角度分析投资者及其羊群行为的动态演化过程,发现投资者入不敷出,均不愿意主动搜寻信息、学习专业知识以具备正确解读信息的能力时,市场上的羊群行为必然会增多。因此,市场应该建立健全信息披露制度,提高信息透明度,降低信息搜寻成本、解读成本等,保证投资者获得真实信息。

8 结论与展望

正如前文所述,目前针对系统性风险的研究已取得一定的进展,本节对今后可能的研究难点和热点略作浅析。

8.1 结论

通过对国内外有关系统性风险的研究成果进行梳理和归纳,可认为系统性风险是由于金融系统的内生脆弱性与外部冲击性对该系统共同作用的产物。系统性风险的成因包括金融市场信息不对称性、金融市场过度创新及银行等金融机构杠杆率高等。然而,由于每次爆发系统性金融风险的原因不尽相同,对系统性金融企业风险的监管和防控增加了管理难度。同时,金融机构内部资产和债务敞口的详细数据一般不会公开披露,为了克服这一局限性,国内外研究者通过探索金融机构之间的相互关联性和依赖性来构建网络,进而研究系统性风险,效果显著。在系统性金融风险的测度上,每一种测度方法都有特定的前提条件和适用范围,想要完全捕捉金融市场和金融机构间的系统性风险传导和扩散程度无疑于是难以实现的,更不可能只通过某一种风险度量方法来完全刻画金融系统的复杂性。在风险传染的分析上,金融机构间的网络拓扑结构与风险传染密切相关,分析网络结构是测度风险传染的主流方法。从监管实践上看,对系统性风险的判别难以达成一致,监管机构要在危机时刻将自己的判断强加于市场判断之上,以此来干预风险,难度较大。

8.2 展望

通过对全文的分析和总结,可知利用复杂网络理论研究系统性风险已经取得了一些不错的进展和较好的成果。在今后的研究中,主要集中以下几个方面:

1) 采用具有复杂网络结构特征的模型。在全球金融关联密切的大背景下,发生金融危机的周期明显缩短,若在周期性变化问题的研究中采用复杂网络结构模型,将具有重要的现实意义。而且,很多研究为分析上的方便都假设银行等金融网络是规则网络、随机网络等,而实际网络是具有典型的小世界、无标度等特征的复杂网络。因此,对系统性风险进行研究时可考虑具有复杂网络结构特征的模型,使模型基于的网络结构更加贴合实际。

2) 重视网络的动态传导特征。当前,许多文献主要是在静态条件下分析金融网络的结构特征,而金融网络系统具有时变性,其结构是不断发展和演化的。同时,金融风险事件对金融系统的冲击也是一个动态传导的过程^[119],仅有少数研究利用递归回归分析法^[120]研究网络动态特征,以考察风险传导的演变发展,这对未来的研究具有一定的借鉴意义。

3) 重视相依网络的鲁棒性和弹性分析。现实中的

网络一般呈现出相互关联的关系^[121], 不同金融市场之间随着联动性的加强形成相依网络. 相依网络与很多孤立网络性质不同, 相依网络中由于节点之间的相依性可使故障跨网络传播, 其级联失效过程通常比单个网络更为严重, 导致相依网络系统的鲁棒性较差^[122-123]. 因而对系统性风险的评估不能再局限于单个网络中金融机构之间的关联性, 也要考虑网络之间的关联性即不同网络之间的相互影响, 对其形成的相依网络进行鲁棒性分析. 此外, 网络的弹性研究对了解系统的整体宏观特性非常重要^[124], 未来系统性风险研究中考虑网络的弹性分析也将是非常有意义的方向.

4) 采用人工智能和大数据分析技术深入挖掘分析系统性金融风险数据. 将股票、证券、外汇等金融子市场以及政府、企业组织、金融机构等参与主体对系统性风险的贡献度纳入考虑, 配合利用人工智能和大数据分析技术对系统性金融风险数据进行深入挖掘和深度分析, 可大大提高测度系统性风险的准确性, 为实时监测和防范系统性金融风险提供量化工具.

参考文献:

- [1] KEYNES J M. The general theory of employment, interest and money. *Linnology & Oceanography*, 1936, 12(1/2): 28 – 36.
- [2] IORI G, MANTEGNA R N, MAROTTA L, et al. Networked relationships in the e-MID Interbank market: A trading model with memory. *Journal of Economic Dynamics & Control*, 2015(50): 98 – 116.
- [3] SUI Cong, WANG Xianfeng, WANG Zongyao. Inter-bank network connectivity heterogeneity and risk contagion. *Studies of International Finance*, 2017, 363(7): 44 – 53.
(隋聪, 王宪峰, 王宗尧. 银行间网络连接倾向异质性与风险传染. 国际金融研究, 2017, 363(7): 44 – 53.)
- [4] JOHNSON N, LUX T. Financial systems: Ecology and economics. *Nature*, 2011, 469(7330): 302 – 303.
- [5] DIJKMAN M. A framework for assessing systemic risk. *The World Bank, Policy Research Working Paper Series*, 2010, 5282: 1 – 30.
- [6] XU X, ZENG Z, XU J, et al. Fuzzy dynamical system scenario simulation-based cross-border financial contagion analysis: a perspective from international capital flows. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 2017, 25(2): 439 – 459.
- [7] ZHU Yuanqian, MIAO Yufeng. A review of models for systemic risk measurement and early warning. *Studies of International Finance*, 2012(1): 81 – 90.
(朱元倩, 苗雨峰. 关于系统性风险度量 and 预警的模型综述. 国际金融研究, 2012(1): 81 – 90.)
- [8] ZHU Heng, ZHUO Zhi. Systemic importance of insurers and its influencing factors-based on the exposure and contribution to systemic risk. *Insurance Studies*, 2019, 371(3): 3 – 16.
(朱衡, 卓志. 保险公司系统重要性识别及其影响因素研究—基于系统性风险敞口与贡献的视角. 保险研究, 2019, 371(3): 3 – 16.)
- [9] CASTRO C, FERRARI S. Measuring and testing for the systemically important financial institutions. *Journal of Empirical Finance*, 2014, (25): 1 – 14.
- [10] ADRIAN T, BRUNNERMEIER M K. CoVaR. *Staff Reports*, 2014, 106(7): 1705 – 1741.
- [11] LI Jing, CHEN Shu, WAN Guanghua, et al. Study on the spatial correlation and explanation of regional economic growth in China-based on analytic network process. *Economic Research Journal*, 2014, 49(11): 4 – 16.
(李敬, 陈澍, 万广华, 等. 中国区域经济增长的空间关联及其解释—基于网络分析方法. 经济研究, 2014, 49(11): 4 – 16.)
- [12] LIN E, SUN E W, YU M T. Systemic risk, financial markets, and performance of financial institutions. *Annals of Operations Research*, 2018, 262(2): 579 – 603.
- [13] DU Guande, HU Zhihao. Systematic financial risk measurement: a literature review. *Journal of Finance and Economics*, 2019, 498(2): 12 – 17.
(杜冠德, 胡志浩. 系统性金融风险度量: 一个文献综述. 金融与经济, 2019, 498(2): 12 – 17.)
- [14] ZHAI Jinlin. *Study on banking systemic risk*. Tianjin: Nankai University, 2001.
(翟金林. 银行系统性风险研究. 天津: 南开大学, 2001.)
- [15] BAO Quanyong. Research on the contagion model of bank systemic risk. *Journal of Financial Research*, 2005(8): 72 – 84.
(包全永. 银行系统性风险的传染模型研究. 金融研究, 2005(8): 72 – 84.)
- [16] SCHWARCZ S L. Markets, systemic risk, and the subprime mortgage crisis. *Social Science Electronic Publishing*, 2008(2): 209 – 216.
- [17] SMAGA P. The concept of systemic risk. *Social Science Electronic Publishing*, 2014, 5: 1 – 26.
- [18] ELLINAS C. The domino effect: An empirical exposition of systemic risk across project networks. *Production and Operations Management*, 2019, 28(1): 63 – 81.
- [19] WAN Yangsong. *Interbank contagion and risk immunization: a quantitative framework based on network theory*. Shanghai: Shanghai Jiaotong University, 2007.
(万阳松. 银行间市场风险传染机制与免疫策略研究. 上海: 上海交通大学, 2007.)
- [20] KAUFMAN G G. Bank failures, systemic risk, and bank regulation. *Cato Journal*, 1996, 16(1): 17 – 45.
- [21] BILLIO M, GETMANSKY M, LO A W, et al. Econometric measures of connectedness and systemic risk in the finance and insurance sectors. *Journal of Financial Economics*, 2012, 104(3): 535 – 559.
- [22] MINSKY H P. Stabilizing an unstable economy. *Southern Economic Journal*, 1986, 54(2): 23 – 26.
- [23] DE BANDT O, HARTMANN P. Systemic risk: A survey. *Social Science Electronic Publishing*, 2000, 35: 1 – 77.
- [24] ZHANG Xiaopu. A study on systemic financial risk: evolution, causes and supervision. *Studies of International Finance*, 2010, 7: 58 – 67.
(张晓朴. 系统性金融风险研究: 演进, 成因与监管. 国际金融研究, 2010, 7: 58 – 67.)
- [25] LAI Juan. *Research of the financial risk of China and its prevention*. Nanchang: Jiangxi University of Finance and Economics, 2011.
(赖娟. 我国金融系统性风险及其防范研究. 南昌: 江西财经大学, 2011.)
- [26] WEI Guoxiong. The identification and prevention of systemic financial risks. *Finance Forum*, 2010, (12): 5 – 10.
(魏国雄. 系统性金融风险的识别与防范. 金融论坛, 2010, (12): 5 – 10.)
- [27] GE Zhiqiang, JIANG Quan, YAN Zhaohu. Research of cause of systemic financial crisis, empirical analysis and macro prudential countermeasure. *Journal of Financial Development Research*, 2011, 4: 57 – 60.
(葛志强, 姜全, 闫兆虎. 我国系统性金融风险的成因、实证及宏观审慎对策研究. 金融发展研究, 2011, 4: 57 – 60.)

- [28] LI Hongquan, DU Xiaowei. Financial systemic risk and financial supervision reform. *Reform of Economic System*, 2015, (6): 152 – 157.
(李红权, 杜晓薇. 金融系统性风险与金融监管变革. 经济体制改革, 2015, (6): 152 – 157.)
- [29] BARBAROUX P. From market failures to market opportunities: managing innovation under asymmetric information. *Journal of Innovation and Entrepreneurship*, 2014, 3(1): 1 – 15.
- [30] JIANG Hongli, LIU Lijuan, CHENG Sijin. The causes, measurements and transmission mechanism of systemic financial risk: from the perspective of literature review. *Financial Theory & Practice*, 2018, (11): 49 – 55.
(江红莉, 刘丽娟, 程思婧. 系统性金融风险成因、测度及传导机制—基于文献综述视角. 金融理论与实践, 2018, (11): 49 – 55.)
- [31] ERDOS P, RENYI A. On random graphs. *Publications Mathematicae*, 1959, (6): 290 – 297.
- [32] WATTS D J, STROGATZ S H. Collective dynamics of ‘small-world’ networks. *Nature*, 1998, 393(6684): 440 – 442.
- [33] BARABASI A L, ALBERT R. Emergence of scaling in random networks. *Science*, 1999, 286(5439): 509 – 512.
- [34] HAYTHORNTHWAITE C. Introduction the internet in everyday life. *American Behavioral Scientist*, 2001, 45(3): 363 – 382.
- [35] OVERBYE T J, SHETYE K S, HUTCHINS T R, et al. Power grid sensitivity analysis of geomagnetically induced currents. *IEEE Transactions on Power Systems*, 2013, 28(4): 4821 – 4828.
- [36] NAGURNEY A. Financial networks. *Computational Management Science*, 2013, 10(2/3): 77 – 80.
- [37] BISHOP C M. Neural networks and their applications. *Review of scientific instruments*, 1994, 65(6): 1803 – 1832.
- [38] MANTEGNA R N. Hierarchical structure in financial markets. *The European Physical Journal B*, 1999, 11(1): 193 – 197.
- [39] JOTHIMANI D, KAVAKLIOGLU C, BASAR A. Financial networks: a study of the toronto stock exchange. *IEEE International Conference on Big Data*. Seattle, WA: IEEE, 2018: 4684 – 4691.
- [40] YAN Xinguo, XIE Chi, ZHU Yuguo, et al. The study of fund market complex network based on cosine similarity and MST method. *The Theory and Practice of Finance and Economics*, 2020, 41(2): 55 – 61.
(闫新国, 谢赤, 朱玉国, 等. 基于余弦相似度(CS)和最小生成树(MST)的基金市场复杂网络研究. 财经理论与实践, 2020, 41(2): 55 – 61.)
- [41] ZHANG Weiping, ZHUANG Xintian, LI Yanshuang. Network topology structure of China stock market under extreme volatility of stock indexes. *Journal of Northeastern University (Natural Science)*, 2018, 39(10): 1511 – 1515.
(张伟平, 庄新田, 李延双. 股指极端波动下中国股票市场网络拓扑结构. 东北大学学报(自然科学版), 2018, 39(10): 1511 – 1515.)
- [42] XIE Xianzhao, HAN Hua, ZHANG Peng, et al. Construction of stock network model based on the second round minimum spanning tree. *Computer Applications and Software*, 2017, 34(11): 236 – 240, 251.
(谢先招, 韩华, 章鹏, 等. 基于两轮最小生成树的股票网络模型构建. 计算机应用与软件, 2017, 34(11): 236 – 240, 251.)
- [43] MEMON B, YAO H, TAHIR R. General election effect on the network topology of Pakistan’s stock market: network-based study of a political event. *Financial Innovation*, 2020, 6(1): 2.
- [44] ESFAHANIPOUR A, ZAMANZADEH S E. A stock market filtering model based on minimum spanning tree in financial networks. *Amirkabir University of Technology*, 2013, 45(1): 67 – 75.
- [45] OUYANG Hongbing, LIU Xiaodong. An analysis of the systemic importance and systemic risk contagion mechanism of China’s financial institutions based on network analysis. *Chinese Journal of Management Science*, 2015, 23(10): 30 – 37.
(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. 中国管理科学, 2015, 23(10): 30 – 37.)
- [46] WANG Chao, HE Jianmin, MA Jing. Indirect correlation network between banks based on common assets. *Chinese Journal of Management Science*, 2019, (11): 23 – 30.
(王超, 何建敏, 马静. 基于共同持有资产的银行间接关联网络研究. 中国管理科学, 2019, (11): 23 – 30.)
- [47] CAO Wei, FENG Yingjiao. Research on influence of renminbi in the currency circle of the ‘belt and road’ countries. *The Journal of Quantitative & Technical Economics*, 2020, (9): 24 – 41.
(曹伟, 冯颖姣. 人民币在“一带一路”沿线国家货币圈中的影响力研究. 数量经济技术经济研究, 2020, (9): 24 – 41.)
- [48] MENG Yi. Analysis of P2P lending scale and its impact on macroeconomy in China based on VAR model. *Finance Theory and Teaching*, 2020, (2): 67 – 72.
(孟毅. 基于VAR模型的中国网络借贷规模及对宏观经济影响分析. 金融理论与实践, 2020, (2): 67 – 72.)
- [49] HU Liqin, HU Die, PENG Hongfeng. Institutional association, network structure and banking systemic risk contagion—an empirical analysis based on VAR-NETWORK model. *Studies of International Finance*, 2018, (6): 67 – 72.
(胡利琴, 胡蝶, 彭红枫. 机构关联、网络结构与银行业系统性风险传染—基于VAR-NETWORK模型的实证分析. 国际金融研究, 2018, (6): 67 – 72.)
- [50] XIE W. Risk spillover in financial markets based on support vector quantile regression. *Journal of Intelligent and Fuzzy Systems*, 2021, 40(2): 2337 – 2347.
- [51] BILLIO M, CASARIN R, ROSSINI L. Bayesian nonparametric sparse VAR models. *Journal of Econometrics*, 2019, 212(1): 97 – 115.
- [52] BILLIO M, GETMANSKY M, LO A, et al. Econometric measures of systemic risk in the finance and insurance sectors. *NBER Chapters*, 2012, (104): 535 – 559.
- [53] FENG Yan, WANG Yaodong. Research on systemic risk contagion in the insurance industry—based on granger causality model. *Journal of Finance and Economics*, 2018, (2): 34 – 39.
(冯燕, 王耀东. 保险业系统性风险传染研究—基于格兰杰因果关系模型. 金融与经济, 2018, (2): 34 – 39.)
- [54] ZHANG Jianfeng. Research on risk contagion path of China’s financial market based on complex network analysis. *Hainan Finance*, 2020, (7): 39 – 45.
(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. 海南金融, 2020, (7): 39 – 45.)
- [55] GERACI M V, GNABO J Y. Measuring interconnectedness between financial institutions with bayesian time-varying vector autoregressions. *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 2018, 53(3): 1371 – 1390.
- [56] TIBSHIRANI R J. Regression shrinkage and selection via the LASSO. *Journal of the Royal Statistical Society. Series B: Methodological*, 1996, 73(1): 273 – 282.
- [57] BREIMAN L. Better subset regression using the nonnegative garrote. *Technometrics*, 1995, 37(4): 373 – 384.
- [58] HAUTSCH N, SCHAUMBURG J, SCHIENLE M. Financial network systemic risk contributions. *SSRN Electronic Journal*, 2013, 19(2): 685 – 738.
- [59] SAKR A R. *Systemic risk contribution from financial network in the UK*. Leicester: University of Leicester, 2017.
- [60] XU Ye. A study on the importance of Chinese financial institutions based on tail risk network. *Macroeconomics*, 2019, (11): 102 – 111.
(许晔. 基于尾部风险网络的中国金融机构重要性研究. 宏观经济研究, 2019, (11): 102 – 111.)

- [61] ZENG Xiaohua, YUAN Chiping. Measurement and empirical study of financial system risk based on maximum entropy principle. *Journal of Dongguan University of Technology*, 2019, 26(3): 94 – 98, 124.
(曾晓华, 袁持平. 基于最大熵原理的金融系统风险测度及实证研究. 东莞理工学院学报, 2019, 26(3): 94 – 98, 124.)
- [62] LIANG Longyue, CHEN Jiaju. Research on risk contagion effect of financial sector in China based on generalized variance decomposition. *Journal of UESTC (Social Sciences Edition)*, 2020, 22(1): 70 – 78.
(梁龙跃, 陈家驹. 基于广义方差分解的我国金融部门风险传染效应研究. 电子科技大学(社科版), 2020, 22(1): 70 – 78.)
- [63] HONG Zhenmu, LI Yan. Analysis of complex network characteristics and stability of China's stock market. *Journal of Hefei University (Comprehensive Edition)*, 2019, (2): 9 – 15.
(洪振木, 李燕. 我国股票市场的复杂网络特性及稳定性分析. 合肥学院学报(综合版), 2019, (2): 9 – 15.)
- [64] ZHANG Hejie, SHI Chufan, JIN Hui, et al. Systematic financial risk measurement and early warning model—a research summary. *Modern Management Science*, 2019, (8): 68 – 71.
(章和杰, 施楚凡, 金辉, 等. 系统性金融风险测度与预警模型—一个研究综述. 现代管理科学, 2019, (8): 68 – 71.)
- [65] ILLING M, LIU Y. Measuring financial stress in a developed country: an application to Canada. *Journal of Financial Stability*, 2006, 2: 243 – 265.
- [66] LIU Ya, ZHANG Jiazhen. The measurement and supervision of systemic risk level in China's banking industry: an empirical study based on the comprehensive index method. *Journal of Henan Normal University (Philosophy and Social Sciences Edition)*, 2018, 45(5): 21 – 26.
(刘亚, 张家臻. 中国银行业系统性风险水平测度与监管—基于综合指数法的实证研究. 河南师范大学学报(哲学社会科学版), 2018, 45(5): 21 – 26.)
- [67] CARDARELLI R, ELEKDAG S, LALL S. Financial stress and economic contractions. *Journal of Financial Stability*, 2011, 7(2): 78 – 97.
- [68] BORDO M D, DUEKER M J, WHEELLOCK D C. Aggregate price shocks and financial instability: an historical analysis. *Economic Inquiry*, 2010, 40(7652): 521 – 538.
- [69] DING Xin. Measurement of systematic financial risks of urban commercial banks in China's western underdeveloped regions-based on comprehensive index analysis. *Exploration of Financial Theory*, 2020(2): 70 – 80.
(丁鑫. 西部后发地区城市商业银行系统性金融风险测度—基于综合指数法的分析. 金融理论探索, 2020(2): 70 – 80.)
- [70] BILSON J F O. Recent developments in monetary models of exchange rate determination. *Staff Papers*, 1979, 26(2): 201 – 223.
- [71] SACHS J D, TORNELL A, VELASCO A, et al. Financial crises in emerging markets: the lessons from 1995. *Brookings Papers on Economic Activity*, 1996, (1): 147 – 215.
- [72] KAMINSKY G, LIZONDO S, REINHART C M. Leading indicators of currency crises. *Staff Papers*, 1998, 45(1): 1 – 48.
- [73] FRANKEL J, ROSE A. Currency crashes in emerging markets: an empirical treatment. *Journal of International Economics*, 1996, 41(3/4): 351 – 366.
- [74] KNEDLIK T, SCHEUFELE R. Three methods of forecasting currency crises: Which made the run in signaling the South African currency crisis of June 2006? *IWH Discussion Papers*, 2007, 17: 1 – 28.
- [75] MARKOWITZ H. Portfolio selection. *Journal of Finance*, 2012, 7(1): 77 – 91.
- [76] ROCKAFELLAR T R, URYASEV S P. Conditional value-at-risk for general loss distributions. *Journal of Banking & Finance*, 2002, 26(7): 1443 – 1471.
- [77] GIRARDI G, ERGUEN A. Systemic risk measurement: Multivariate GARCH estimation of CoVaR. *Journal of Banking & Finance*, 2013, 37(8): 3169 – 3180.
- [78] YAN Yifeng. Measurement of systemic risk of China's banking sector based on CoVaR method. *Statistics & Decision*, 2018, 34(23): 156 – 159.
(严一峰. 基于CoVaR方法的我国银行业系统性风险测度. 统计与决策, 2018, 34(23): 156 – 159.)
- [79] HE Xiaoyu, CHE Yi. How to effectively identify the systematic importance of my country's financial institutions-based on the risk contribution measurement method under extreme conditions. *Shanghai Finance*, 2020, (4): 71 – 79.
(贺晓宇, 车翼. 如何有效识别我国金融机构的系统重要性—基于极端条件下的风险贡献度测度方法. 上海金融, 2020, (4): 71 – 79.)
- [80] GIUDICI P, PARISI L. CoRisk: measuring systemic risk through default probability contagion. *Dem Working Papers*, 2016.
- [81] GIUDICI P, PARISI L. CoRisk: Credit risk contagion with correlation network models. *Risks*, 2018, 6(3): 1 – 19.
- [82] ACHARYA V V, PEDERSEN L H, PHILIPPON T, et al. Measuring systemic risk. *CEPR Discussion Papers*, 2017, 29(1002): 85 – 119.
- [83] BROWNLEES C T, ENGLE R F. SRISK: A conditional capital shortfall measure of systemic risk. *Esr Working Paper*, 2016, 30(1): 48 – 79.
- [84] ACHARYA V V, PEDERSEN L H, PHILIPPON T, et al. Measuring systemic risk. *Working Paper*, 2017, 1002(29): 85 – 119.
- [85] VIRAL A, ROBERT E, MATTHEW R. Capital shortfall: A new approach to ranking and regulating systemic risks. *American Economic Review*, 2012, 102(3): 59 – 64.
- [86] BANULESCU G D, DUMITRESCU E I. Which are the SIFIs? A component expected shortfall approach to systemic risk. *Journal of Banking & Finance*, 2015, (50): 575 – 588.
- [87] LEHAR A. Measuring systemic risk: A risk management approach. *Journal of Banking & Finance*, 2011, 29(10): 2577 – 2603.
- [88] GRAY D, MERTON R, BODIE Z. New framework for measuring and managing financial risk and financial stability. *NBER Working Paper*, 2007, (15): 125 – 157.
- [89] BISIAS D, FLOOD M, LO A, et al. A survey of systemic risk analytics. *Annual Review of Financial Economics*, 2012, 4(76): 119 – 131.
- [90] MILNE A. Distance to default and the financial crisis. *Journal of Financial Stability*, 2013, 12(6): 26 – 36.
- [91] Gray D F, Jobst A A. Modelling systemic financial sector and sovereign risk. *Sveriges Riksbank Economic Review*, 2011, 2(68): 1 – 39.
- [92] GOODHART C A E, BASURTO M A S. Banking stability measures. *IMF Working Papers*, 2009, 23(2): 202 – 209.
- [93] SHELDON G, MAURER M. Interbank lending and systemic risk: an empirical analysis for switzerland. *Swiss Journal of Economics and Statistics (SJES)*, 1998, 134(4): 685 – 704.
- [94] VAN LELYVELD I, LIEDORP F. Interbank contagion in the dutch banking sector: a sensitivity analysis. *International Journal of Central Banking*, 2006, 2(2): 99 – 133.
- [95] UPPER C. Simulation methods to assess the danger of contagion in interbank markets. *Journal of Financial Stability*, 2011, 7(3): 111 – 125.
- [96] LI Honghan, YANG Chi. The measurement method and empirical research of systemic risk in Chinese banking industry. *Journal of Guangxi University (Philosophy and Social Science)*, 2015, 37(2): 81 – 87.

- (李虹含, 杨驰. 中国银行业系统性风险的测量方法与实证研究. 广西大学学报(哲学社会科学版), 2015, 37(2): 81 – 87.)
- [97] SILVA T C, SILVA M, TABAK B M. Systemic risk in financial systems: A feedback approach. *Journal of Economic Behavior & Organization*, 2017, (144): 97 – 120.
- [98] MÜLLER J. Interbank credit lines as a channel of contagion. *Journal of Financial Services Research*, 2006, 29(1): 37 – 60.
- [99] GREENSTEIN S. Economic and strategic management in computing markets. *IEEE Micro*, 2004, 15(4): 4 – 5.
- [100] ELSINGER H, LEHAR A, SUMMER M. Risk assessment for banking systems. *Management Science*, 2004, 52(9): 1301 – 1314.
- [101] ERGU D, KOU G, SHI Y, et al. Analytic network process in risk assessment and decision analysis. *Computers & Operations Research*, 2014, (42): 58 – 74.
- [102] GAO Xiang. *A study on interconnectedness and financial contagion of chinese banking system based on network analysis*. Hubei: Huazhong University of Science and Technology, 2018.
(高翔. 我国银行体系关联性及其金融传染机制研究—基于网络分析方法. 湖北: 华中科技大学, 2018.)
- [103] BOSS M, HELMUT E, MARTIN S, et al. The network topology of the interbank market. *Quantitative Finance*, 2004, 4(6): 677 – 684.
- [104] INAOKA H, NINOMIYA T, TANIGUCHI K, et al. Fractal network derived from banking transaction—an analysis of network structures formed by financial institutions. *Bank of Japan Working Paper*, 2004, 4: 1 – 32.
- [105] HARRISON S, LASAOSA A, TUDELA M. Tiering in UK payment systems: credit risk implications. *Bank of England Financial Stability Review*, 2005, 19: 63 – 70.
- [106] SILVA T C, SILVA M, TABAK B M. Network structure analysis of the Brazilian interbank market. *Emerging Markets Review*, 2016, (26): 130 – 152.
- [107] BECH M, ATALAY E. The topology of the federal funds market. *Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications*, 2008, 389(22): 5223 – 5246.
- [108] MISTRULLI P. Assessing financial contagion in the interbank market: maximum entropy versus observed interbank lending patterns. *Journal of Banking & Finance*, 2007, 35(5): 1114 – 1127.
- [109] MANNA M, IAZZETTA C. The topology of the interbank market: developments in Italy since 1990. *Bank of Italy Temi Di Discussione (Working Paper)*, 2009, 711: 1 – 32.
- [110] CONT R, MOUSSA A, SANTOS E B E. Network structure and systemic risk in banking systems. *Edson Bastos e, Network Structure and Systemic Risk in Banking Systems*, 2013, 13: 327 – 368.
- [111] CRAIG B R, PETER G. Interbank tiering and money center banks. *Journal of Financial Intermediation*, 2014, 23(3): 322 – 347.
- [112] SILVA T, GUERRA S, TABAK B, et al. Financial networks, bank efficiency and risk-taking. *Journal of Financial Stability*, 2016(25): 247 – 257.
- [113] SILVA T, SOUZA S, TABAK B. Network structure analysis of the brazilian interbank market. *Emerging Markets Review*, 2016, (26): 130 – 152.
- [114] THURNER S, HANEL R, PICHLER S. Risk trading, network topology and banking regulation. *Quantitative Finance*, 2003, 3(4): 306 – 319.
- [115] CHERN C C, LEI W U, HUANG K L, et al. A decision tree classifier for credit assessment problems in big data environments. *Information Systems and e-Business Management*, 2021, 19(1): 363 – 386.
- [116] GRADOJEVIC N, GENCAJ R. Financial Applications of Nonextensive Entropy [Applications Corner]. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2011, 28(5): 116 – 141.
- [117] NYMAN R, KAPADIA S, TUCKETT D. News and narratives in financial systems: exploiting big data for systemic risk assessment. *Journal of Economic Dynamics and Control*, 2021, (4): 104119.
- [118] XIA C, DING S, WANG C, et al. Risk analysis and enhancement of cooperation yielded by the individual reputation in the spatial public goods game. *IEEE Systems Journal*, 2017, 11(3): 1516 – 1525.
- [119] JARAMILLO S M, ALEXANDROVA-KABADJOVA B, BRAVO-BENITEZ B, et al. An empirical study of the Mexican banking system's network and its implications for systemic risk. *Journal of Economic Dynamics & Control*, 2014, 40: 242 – 265.
- [120] YANG Z, ZHOU Y. Quantitative easing and volatility spillovers across countries and asset classes. *Management Science*, 2017, (63): 333 – 354.
- [121] GAO J, BULDYREV S V, STANLEY H E, et al. Networks formed from interdependent networks. *Nature Physics*, 2012, 8(1): 40 – 48.
- [122] GAO J, BULDYREV S V, HAVLIN S, et al. Robustness of a network of networks. *Physical Review Letters*, 2011, 107(19): 195701.
- [123] HUANG X, GAO J, BULDYREV S V, et al. Robustness of interdependent networks under targeted attack. *Physical Review E: Statistical Nonlinear & Soft Matter Physics*, 2011, 83(6): 65101.
- [124] GAO J, BARZEL B, BARABÁSI A L. Universal resilience patterns in complex networks. *Nature*, 2016, 530(7590): 307 – 312.

作者简介:

陈超洋 博士, 教授, 目前研究方向为复杂系统分析、控制、优化与应用, E-mail: ouzk@163.com;

谭丁荣 硕士研究生, 目前研究方向为复杂网络及应用, E-mail: drtan528@163.com;

秦焕梅 博士, 副教授, 目前研究方向为金融系统性风险、金融复杂网络, E-mail: qin.huanmei@mail.shufe.edu.cn;

汪秉宏 博士, 教授, 目前研究方向为统计物理、复杂系统理论、复杂网络、博弈模型、人类行为动力学, E-mail: bhwang@ustc.edu.cn;

高建喜 博士, 教授, 目前研究方向为网络弹性、渗流理论、网络理论和控制理论, E-mail: gaoj8@rpi.edu.