

# 全球银行网络的尾部风险溢出实证分析

余靖雯, 仝青山, 黄创霞\*

长沙理工大学数学与统计学院, 湖南 长沙

收稿日期: 2021年11月23日; 录用日期: 2021年12月21日; 发布日期: 2021年12月28日

## 摘要

本文基于2007年至2019年全球69家金融机构日收盘数据, 采用CoVaR方法度量各个金融机构之间的尾部风险溢出效应, 并建立有向加权尾部风险溢出网络。首先, 从全局和区域的角度分析了该网络的风险溢出水平, 当股票市场面临危机时, 全局系统性风险溢出强度和跨区域系统性风险溢出强度均达最大值, 同时跨区域的系统性风险溢出强度的结果表明, 在平稳时期, 风险倾向于在同一区域内部传播, 但在遭遇危机时, 风险倾向于跨区域传播。其次, 构建系统性风险指数, 在此基础上得出各金融机构风险接收与溢出的指数排名。研究发现美国银行、花旗银行、富国银行、巴克莱银行和汇丰银行常年具有较高的系统重要性, 而系统性风险溢出强度结果表明招商银行, 中国银行和工商银行的系统重要性正在逐年上升。

## 关键词

系统性风险, 尾部风险, 银行网络, 重要节点

# An Empirical Analysis of Tail Risk Spillover in Global Banking Networks

Jingwen Yu, Qingshan Tong, Chuangxia Huang\*

School of Mathematics and Statistics, Changsha University of Science and Technology, Changsha Hunan

Received: Nov. 23<sup>rd</sup>, 2021; accepted: Dec. 21<sup>st</sup>, 2021; published: Dec. 28<sup>th</sup>, 2021

## Abstract

Based on the daily closing data of 69 global financial institutions from 2007 to 2019, this paper adopts CoVaR method to measure the tail risk spillover effect among financial institutions, and establishes a directed weighted tail risk spillover network. First of all, this paper analyzes the network from the perspective of global and regional risk of overflow level, when the stock market

\*通讯作者。

is facing crisis, the total connectedness and the strength of cross sector reach the maximum, and the strength of cross sector results shows that in the stable period, risk tends to spread within the same area, but in a crisis, risk tends to spread across regions. Second, a systemic risk index is constructed, and on this basis, an index ranking of the risk acceptance and spillover of various financial institutions is obtained. The study found that Bank of America, Citibank, Wells Fargo, Barclays Bank and HSBC have high systemic importance throughout the year, and the results of systemic risk emitter indicate that the systemic importance of China Merchants Bank, Bank of China and Industrial and Commercial Bank of China is increasing year by year.

## Keywords

Systemic Risk, Tail Risk, Bank Network, Important Nodes

Copyright © 2021 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

## 1. 引言

随着经济全球化和金融自由化的深入，金融主体之间的交易变得愈发频繁，这使得金融机构间的联动更加紧密[1]，并有利于跨国投资者优化投资组合、降低局部风险[2]，但这也会让全球金融机构之间的风险传递渠道进一步增多，从而导致金融风险传染更加广泛[3]。金融机构的不稳定会通过关联性渠道迅速向外溢出，在金融体系间迅速蔓延放大，使得全球金融体系大幅波动，甚至可能引发系统性金融危机，进而对全球经济造成巨大的冲击[4]。当前，我国已经跃升为全球第二大股票市场，随着“一带一路”建设，“人民币国际化”战略不断推进，我国股市必然会全面融入全球金融市场，这既会增强我国股市与全球市场间的风险关联，也会导致金融监管与风险防控所面临的挑战显著提升[5]。因此，构建全球金融机构关联网络，研究金融机构之间的系统性风险，识别系统重要性金融机构，对我国出台相应金融监管措施，完善金融监管制度具有重要的现实意义。

章晟等[6]对以往研究金融机构之间的相互关系和系统性风险的方法进行了归纳，主要包括系统期望损失法、矩阵法、共同风险模型法和网络分析法等。但在上述方法中，关于系统性风险度量都侧重于金融机构之间的局部相互依赖，尤其是金融机构与金融体系之间的相互作用，而忽略了从系统性角度来分析金融机构之间的网络互联性。因此，它们无法捕捉金融网络中的风险溢出效应，故而往往容易低估了高度互联的金融机构的系统性风险贡献[7]，而复杂网络理论可以将金融系统抽象为具有一组节点和边的金融网络，揭示系统更深层次的结构和复杂性[8] [9]。Billio 等(2012) [10]提出了格兰杰因果关系网络(也称为均值溢出网络)来研究避险基金、代理商、银行和保险公司之间的相互联系和系统性风险。Diebold 和 Yilmaz (2014) [11]提出了基于方差分解的波动溢出网络，该网络是量化金融企业间互联性的有向加权网络。Hautsch 等(2015) [12]考虑到机构之间尾部风险(VAR)的相互依赖性，从而建立了尾部风险关联网络，实现了系统风险性的度量。Wang 等(2017) [13]在格兰杰因果检验的基础上，提出了一个极端风险溢出网络，用于研究金融机构的相互关联性。Härdle 等人(2016) [14]基于 Adrian 等[15]的 CoVaR 方法，进一步扩充了尾部关联思想，通过考虑金融机构与其他相关金融机构的尾部互联性，建立了尾部风险关联矩阵，度量了金融机构的系统性风险。

上述文献在对金融机构风险网络研究时，主要从波动率层面、均值层面和尾部层面展开，其中基于尾部层面的分析相对较少。然而在极端状态下，市场收益率具有“尖峰厚尾”的特征[16] [17]，相比波动

率层面、均值层面的研究来说, 基于尾部层面的研究能够通过市场收益率的尾部数据精准捕捉到极端情况下的风险关联。本文使用 2007 年至 2019 年全球 69 家银行机构的日收盘价, 构建了动态尾部风险溢出网络, 分析其网络拓扑特征, 以识别重要节点。本文的创新点在于: 1) 学者们在构建金融风险网络时, 网络连边的构建多局限于收益率序列的直接关联上, 很少从尾部关联的角度构建金融机构风险网络。因此, 我们的研究进一步补充了已有文献的相关结果。2) 本文借鉴 Härdle 等(2016) [14]提出的系统风险指数, 将金融机构的规模和金融机构之间的关联度进行了综合考虑, 对系统重要性金融机构进行测度。

## 2. 研究方法

本小节首先介绍了基于 CoVaR 值构建网络的方法; 然后从网络系统性风险溢出总体水平介绍了网络拓扑特征变化的指标; 最后介绍了网络中重要节点测度指标。

### 2.1. 基于 CoVaR 方法的网络构建

VaR 模型被广泛应用于度量金融机构尾部风险, 它表示金融机构在  $q\%$  分位数下发生的最大的资产损失。其定义式如下:

$$\Pr(X^i \leq \text{VaR}_q^i) = q, \quad (1)$$

其中  $X^i$  表示金融机构  $i$  的股票收益率。VaR 模型只能测度单个金融机构的风险水平, 无法捕捉金融机构之间的风险溢出效应[18], 为了弥补这一不足, 研究者们提出了 CoVaR 模型, 它衡量了单个金融机构对整个金融体系的风险贡献程度, 以及某个金融机构对其他金融机构的风险溢出程度。其定义为: 在  $q\%$  分位数下, 当金融机构  $j$  出现风险且其资产的在险价值为 VaR 时, 金融机构  $i$  的最大资产损失值。其表达式为:

$$\Pr(X^i \leq \text{CoVaR}_q^{i,j} | X^j = \text{VaR}_q^j) = q, \quad (2)$$

为更加真实的反映金融机构  $j$  对金融机构  $i$  的风险溢出大小, 我们将金融机构  $j$  发生了较大资产损失并达到其 VaR 值时的情况, 与该机构处于正常运行水平时的情况做对比, 可得到溢出风险价值  $\Delta \text{CoVaR}_q^{i,j}$ , 其表达式为:

$$\Delta \text{CoVaR}_q^{i,j} = \text{CoVaR}_q^{i,j | X^j = \text{VaR}_q^j} - \text{CoVaR}_q^{i,j | X^j = \text{Median}^j}. \quad (3)$$

此外, 若要考察金融机构  $j$  对金融机构  $i$  的风险溢出效应, 可建立以下  $q$  分位数回归模型:

$$X_q^i = \alpha + \beta X^j + \varepsilon, \quad (4)$$

其中,  $X^i$  和  $X^j$  分别代表金融机构  $i$  和金融机构  $j$  的收益率序列, 通过最小二乘法估计参数  $\alpha$  和  $\beta$ , 我们可以得到其估计值  $\hat{\alpha}$  和  $\hat{\beta}$ 。  $\hat{\alpha} + \hat{\beta} X^j$  即为  $X^i$  对应的  $q$  分位数估计值, 也就是  $X^i$  的风险价值估计值  $\text{VaR}_q^i$ :

$$\widehat{\text{VaR}}_q^i = \hat{\alpha} + \hat{\beta} X^j. \quad (5)$$

根据  $\text{CoVaR}_q^{i,j}$  的定义, 我们知道  $\text{CoVaR}_q^{i,j}$  即为金融机构  $j$  处于其  $\text{VaR}_q^j$  水平金融机构  $i$  的风险价值, 结合上式, 可以推出式(6):

$$\text{CoVaR}_q^{i,j} = \hat{\alpha} + \hat{\beta} \text{VaR}_q^j. \quad (6)$$

由于金融机构的 CoVaR 测量是基于单个机构风险状况改变的动态过程[19], 结合式(5)和式(6)将式(4)

进行转化可得:

$$\Delta\text{CoVaR}_{q,t}^{ji} = \text{CoVaR}_{q,t}^{j|X^i=\text{VaR}_q^i} - \text{CoVaR}_{50\%,t}^{j|X^i=\text{Median}^i} = \hat{\beta}_q^{ji} \left( \text{VaR}_{q,t}^i - R_{50\%,t}^i \right). \quad (7)$$

为探究不同年份下金融部门间的风险关联水平,以及金融机构间的风险溢出能力,本文运用式(4)逐年对样本进行分位数回归。文中  $q$  取 0.01 以表述极端情况下机构之间风险的传染,结合式(7)提取两两机构之间的  $\Delta\text{CoVaR}_{q,t}^{ji}$  均值,以金融机构为网络节点,以  $\Delta\text{CoVaR}_{q,t}^{ji}$  均值作为连边的权重值,建立有向加权的邻接矩阵  $A = (D_{ji}^t)_{N \times N}$  构建金融风险溢出网络。在运用式(7)进行分位数回归时会出现  $\Delta\text{CoVaR}_{q,t}^{ji}$  大于 0 的情况,这意味着两机构之间不存在明显的风险关联,这种情况下,我们将此值记为 0。

## 2.2. 网络拓扑特征分析

为了量化尾部风险溢出网络的风险溢出水平,我们从网络整体的角度和地域的角度引入度量指标。

从网络整体角度上来看,为度量整体网络的尾部风险溢出水平,我们将邻接矩阵  $A$  中的  $D_{ji}^t$  ( $i = 1, 2, \dots, n; j = 1, 2, \dots, n$ ) 进行加总,可得  $t$  年度全球股票市场尾部风险溢出总体水平 Total connectedness (TC), 即:

$$\text{TC}_t = \sum_{j=1}^N \sum_{i=1}^N |D_{ji}^t|. \quad (8)$$

处于极端情况下的金融网络,其地理聚集效应会变得更加显著[20],因此我们从地域性和方向性的角度去分析不同区域之间的尾部风险溢出关系。本文将全球 69 家已上市的金融机构按照地理位置分为四个区域,分别是亚洲、欧洲、北美洲和大洋洲。为了研究这四个大洲如何相互影响,我们引入了跨区域的系统性风险溢出强度 the Strength of Cross Sector (SCS),其表示为大洲  $m$  到大洲  $n$  或者自身的尾部风险溢出强度之和,即:

$$\text{SCS}_{n/m}^t = \frac{1}{N_n N_m} \sum_{i \in V_n} \sum_{j \in V_m} |D_{ij}^t|, \quad (9)$$

其中  $V_m$  和  $V_n$  表示属于大洲  $m$  和大洲  $n$  的金融机构,  $m$  或  $n = 1, 2, 3, 4$  时分别对应亚洲、欧洲、北美洲和大洋洲。 $N_n$  和  $N_m$  分别表示属于大洲  $n$  和大洲  $m$  的金融机构数量,当计算大洲  $m$  到自身的风险溢出强度时,  $N_m = N_n - 1$ ,  $V_m = V_n$ ,  $i \neq j$ 。

## 2.3. 系统性风险指数

Härdle 等人(2016) [14]提出了两个系统性风险指数来识别具有系统重要性的金融机构,即系统性风险传入指数 Systemic Risk Receiver (SRR)和系统性风险溢出指数 Systemic Risk Emitter (SRE)。这两个指标以市值作为衡量金融机构规模大小的指标,并将其作为权值,对风险溢出网络节点的入权和出权进行加权,既考虑到了与一金融机构相连的另一金融机构的规模也考虑到了它们之间的关联性。金融机构  $j$  在  $t$  年度的 SRR 和 SRE 指数分别定义为:

$$\text{SRR}_{j,t} = \text{MC}_{j,t} \sum_{i \in E_{j,t}^{\text{IN}}} \left( |D_{ji}^t| \cdot \text{MC}_{i,t} \right), \quad (10)$$

$$\text{SRE}_{j,t} = \text{MC}_{j,t} \sum_{i \in E_{j,t}^{\text{OUT}}} \left( |D_{ij}^t| \cdot \text{MC}_{i,t} \right), \quad (11)$$

其中  $|D_{ji}^t|$  ( $|D_{ij}^t|$ ) 表示金融机构  $j$  ( $i$ ) 在  $t$  年度对金融机构  $i$  ( $j$ ) 的风险溢出强度。 $E_{j,t}^{\text{IN}}$  ( $E_{j,t}^{\text{OUT}}$ ) 表示与金融机构  $j$  通过传入(传出)边进行连接的金融机构的集合,  $\text{MC}_{k,t}$  ( $k = i, j$ ) 表示在  $t$  年最后一天的市值。

### 3. 实证分析

#### 3.1. 数据来源、处理及基本统计描述

全球股票市场指数有很多，就一个国家内部而言，也会有几种到几十种不同的股票市场指数，从而可以从不同的方面反映整个国家的股市状况。本文考虑到数据的可获得性和股市规模，选取了全球主要 69 个国家股票指数的日收盘价进行研究，根据地理位置可分为亚洲、欧洲、北美洲和大洋洲。这 69 个国家或地区从地理位置上看分布比较广泛，一共遍布 4 个大洲，且其总市值在国际上占有较大的比重，因此具有良好的代表性。

本文样本选择区间为 2007 年 1 月 4 日至 2019 年 12 月 31 日。为确保数据的可靠性，对数据进行如下处理[21]：1) 删除在 2007 年以后上市的股票；2) 对于少量缺失数据，使用前一天的数据进行替代；3) 本文对各个股票收盘价取一阶差分的对数来计算各个市场指数的收益率，并将其扩大 100 倍，

公式为：

$$R_t = 100 \times \ln \left( \frac{P_t}{P_{t-1}} \right).$$

最终，我们获得了 69 支股票。数据来源于 wind 数据库。

在进行实证分析之前，需要对获得的数据进行描述性统计，表 1 给出了 69 家金融机构的描述性统计结果。

**Table 1.** Descriptive statistics of stock returns of 69 global financial institutions

**表 1.** 全球 69 支金融机构股票收益率的描述性统计

股票代码	均值	标准差	偏度系数	峰度系数	JB 统计量
ANZ.AX	-0.0043	1.6737	0.0688	8.5367	2828.714***
WBC.AX	0.0003	1.6059	-0.0217	5.6377	2489.408***
MQG.AX	0.0180	2.3587	0.1711	21.8252	2491.127***
KBC.BR	-0.0108	3.3316	-0.1848	18.6059	61679.46***
DBK.DF	-0.0834	2.6943	-0.0076	7.3090	2869.918***
CBK.DF	-0.0828	2.9620	0.5072	12.6744	25697.17***
BNP.PA	-0.0198	2.6183	0.5333	10.7256	17375.02***
0HAIL	-0.0269	2.6822	0.0282	6.3815	4598.253***
0J6Y.L	-0.0319	2.7382	-0.2223	7.9744	8779.608***
055550.KS	-0.0132	2.2644	-0.4694	10.8588	883.0908***
086790.KS	-0.0036	2.4053	-0.2872	7.0577	2029.177***
IBK	0.0013	2.0038	0.0763	3.7031	934.1885***
...	...	...	...	...	...
601398.SH	0.0001	1.6869	-0.0538	7.6019	8549.354***

注：JB 统计量的原假设为序列服从正态分布。\*，\*\*，\*\*\*分别表示在显著性水平为 10%，5%，1%的情况下拒绝原假设。

表 1 给出了 69 支银行股票收益率的描述性统计数据。研究发现收益率序列的平均值和标准差变化范



围从-0.2684 到 0.0569 以及从 1.3582 到 12.1745。收益率序列的偏度系数值大部分小于 0，这说明收益率序列是左偏的。收益率序列的峰度系数值远远大于 3，这说明收益率序列均是“尖峰厚尾”分布。此外，JB 统计量在 1% 的统计水平上是显著的，故其拒绝收益率服从正态分布的原假设。

### 3.2. 银行网络的拓扑特征分析

本小节从网络整体角度和区域角度出发，利用 TC 和 SCS 指标考察了全球股票市场尾部风险溢出水平，图 1 为在 2007 年至 2019 年内 69 个金融机构尾部风险溢出总体水平的动态变化。

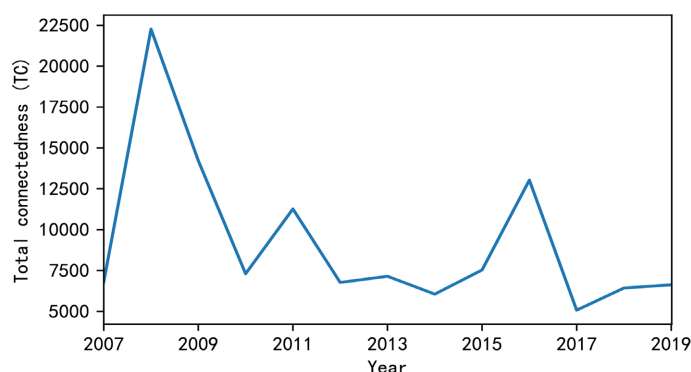


Figure 1. Total connectedness (TC) of 69 financial institutions from 2007 to 2019

图 1. 2007~2019 年 69 个金融机构尾部风险溢出总体水平时序特征

由图 1 可知，系统性风险溢出网络结构在非危机时期比较稳定，在极端事件的冲击下会发生剧烈的变化，极端事件冲击使得风险溢出总体水平显著提高。在样本区间内共出现三个极端时期，第一个极端时期为次贷危机时期(2007 年至 2009 年)，系统性风险溢出水平飙升，并在 2008 年达到最大，同时也达到了整个样本区间内的最大值。第二个极端时期为欧债危机时期(2011 年至 2012 年)，系统性风险溢出水平在 2011 年达到最大值。此后，系统性风险溢出水平又有了明显的回落趋势，并在 2013 年至 2014 年期间保持在一个相对稳定的水平。第三个极端时期是 2015 年至 2016 年，系统性风险溢出水平在 2016 年达到最大，受“英国脱欧”和国际能源价格波动等事件的影响，全球市场不稳定性加剧，股票频繁的出现大范围的抛售，故该时期内全球风险溢出也处于较高的水平。而当市场恢复正常后，系统性风险溢出水平迅速下降，保持一个逐步稳定的状态。

综上所述，金融危机或股市崩盘可以视为系统性风险的实现，而股票网络的高度连通性增加了冲击和风险扩散的渠道。因此，本文所构造的全球金融机构股票网络方法所反映拓扑性质的变化与市场实际情况是比较一致的。

此外，本文从地域性的角度，采用 SCS 指标度量了一个区域与另一个区域或者自身之间的尾部风险溢出强度，以此探究 2007 年至 2019 年 69 个金融机构的区域之间尾部风险溢出的相互影响情况，其结果如图 2 所示。

图 2 显示，在平稳时期，亚洲、欧洲、北美洲和大洋洲的大部分尾部风险会溢出到自身，但是在二个极端时期和第三个极端时期，亚洲分别对北美洲和欧洲的尾部风险溢出强度要高于自身。欧洲在前两个极端时期对北美洲的尾部风险溢出强度要高于自身，北美洲在第三个极端时期对欧洲的尾部风险溢出强度要高于自身，大洋洲在第一个极端时期和第三个极端时期对欧洲的尾部风险溢出强度要高于自身。这些结果表明在平稳时期，风险倾向于在一个区域内部进行传播，但是在遭遇危机时，风险倾向于跨区

域传播, 从而增加系统性风险, 危及系统的稳定。

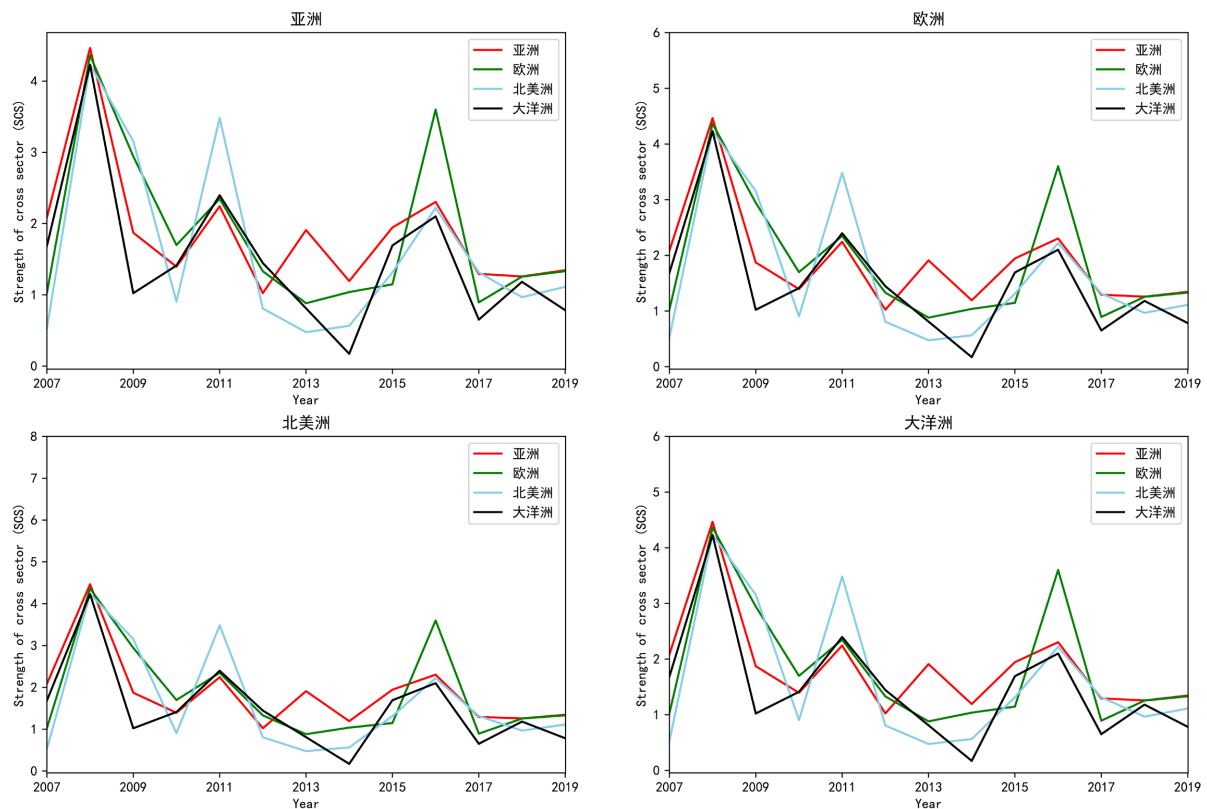


Figure 2. Strength of cross sector (SCS) of 69 financial institutions from 2007 to 2019

图 2. 2007 年~2019 年 69 支金融机构跨区域尾部风险溢出强度

### 3.3. 银行网络中的重要节点分析

正如 Härdle 等人(2016) [14]指出的, 仅凭相互关联性无法解释金融机构的系统性影响。因此, 我们研究了每个金融机构的系统性风险接收指数(SRR)和系统性风险溢出指数(SRE), 能够更好的识别网络中的风险接受者和传染者, 同时这两个指数充分考虑了金融机构的相互关联性和规模, 将“企业规模过大不能倒闭”和“企业关联过于紧密而不能倒闭”这两个因素考虑了进来。我们计算了 69 支金融机构在 2007 年至 2019 年中每一年的 SRR 值和 SRE 值, 并进行了排名, 图 3 和图 4 分别显示了各机构在动态网络中 SRR 和 SRE 指标的演变。

对比图 3 和图 4 可得如下结论。1) 各时期主要的风险输出和输入市场呈现一定的变化, 但是在 2007 年至 2019 年间, 无论是平稳时期还是风险时期, 美国银行、花旗银行、富国银行、巴克莱银行和汇丰银行的风险输出和输入水平都持续的领先于各个银行, 并且其市值排名长期靠前。这说明有影响力的公司通常都是大市值公司, 并且在金融市场中占据了主导地位。同时验证了“太大而不能倒闭”的观念。2) 除了这五个长期保持靠前的银行, 同时也可从图 4 中看到中国的招商银行, 中国银行和工商银行的系统性风险溢出指数在逐年增长, 尤其是 2018 年至 2019 年增长显著。其系统性风险传入指数在一些危机年份出现显著大幅提升。这与我们的现实相吻合, 随着经济全球化的发展, 我国已经成为世界第一贸易大国, 与各国经贸往来密切, 全球超半数的国家(地区)将我国视为最大贸易伙伴, 各股市波动都可能通过贸易渠道对我国股市造成一定冲击。受我国资本市场开放程度有限、境外成熟资本市场 IPO 门槛低等特点的影

响，越来越多的中国企业选择在境外上市，进一步放大了我国股市遭受全球冲击的可能性。

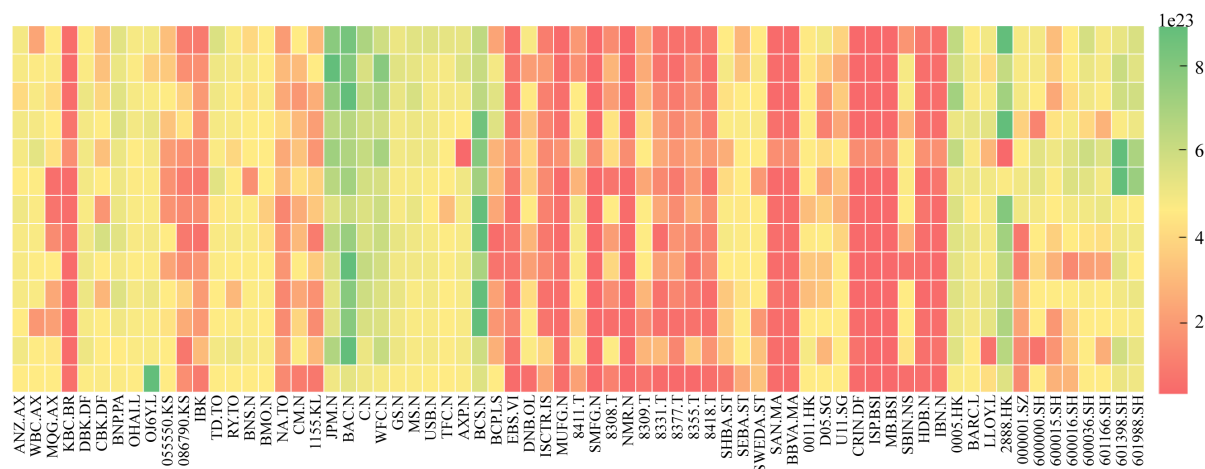


Figure 3. Systemic risk receiver (SRR) index of 69 financial institutions from 2007 to 2019

图 3. 2007 年~2019 年 69 支金融机构的系统性风险接收指数

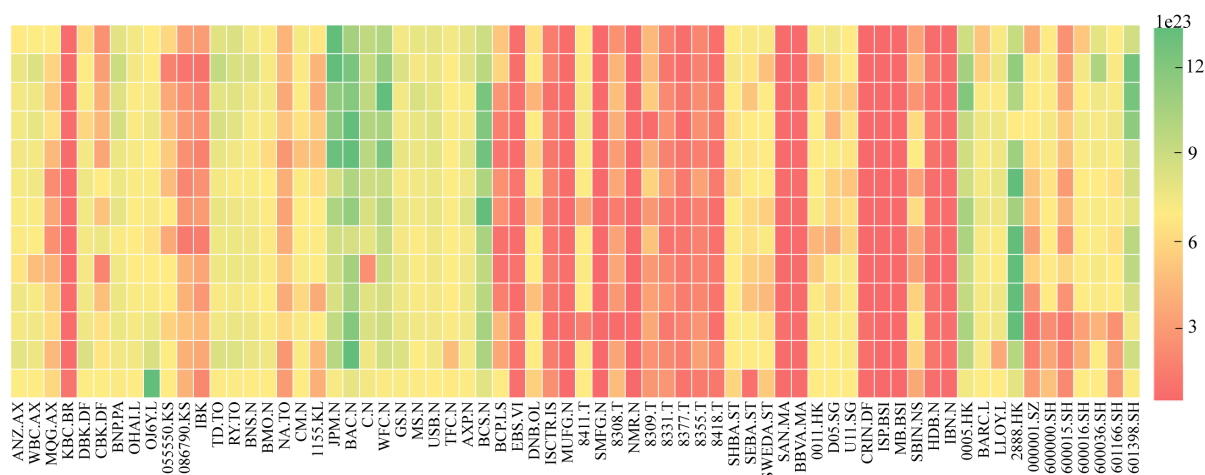


Figure 4. Systemic risk emitter (SRE) index of 69 financial institutions from 2007 to 2019

图 4. 2007 年~2019 年 69 支金融机构的系统性风险溢出指数

#### 4. 结论与建议

本文首先基于全球 69 家金融机构在 2007 年 1 月至 2019 年 12 月期间的日收盘价，运用 CoVaR 模型度量各金融机构之间的尾部风险，以此值作为边权构建尾部风险溢出网络。其次从系统层面和地域层面，运用总系统性风险溢出强度(TC)和跨区域的系统性风险溢出强度(SCS)这两个指标去探究金融机构之间的相互影响，最后运用系统性风险溢出指数(SRR)和系统性风险溢出指数(SRE)度量网络重要节点。

本文主要结论如下：1) 当股票市场面临危机时，TC 值和 SCS 值都会达到相对最大值，同时 SCS 值的结果表明，在平稳时期区域内的金融机构之间的系统性风险关联性普遍较高，但是在遭遇危机时，跨区域的尾部风险溢出强度会占据主导地位。2) 无论是从系统性风险溢出指数还是系统性风险传入指数来看美国银行、花旗银行、富国银行、巴克莱银行和汇丰银行常年具有较高的系统重要性，而系统性风险溢出强度结果表明招商银行，中国银行和工商银行的系统重要性正在逐年上升。



本文的政策建议如下：1) 金融危机的风险传染具有时变性，所以针对金融危机的救助政策也应该随着金融危机的演变而发生变化，特别是当金融系统遭遇重大风险导致体系濒临崩溃时，应该加强救市力度。为此，可从市场流动方面进行适当的政策调整，从而达到遏制资本流出以及稳定投资者情绪的目的，而对于宏观形势恶化阶段的救市力度可适当减弱，政策方向应以稳定经济基本面为主。2) 美国、英国和中国香港的监管部门应该严密监控其股市的极端波动，根据自己的实际情况制定相应的监管和防范措施，实现对极端风险的早期预警。

## 基金项目

湖南省教育厅项目(18C0220)；长沙理工大学国际合作拓展项目(2019IC38)。

## 参考文献

- [1] Wen, F., Yang, X. and Zhou, W.X. (2019) Tail Dependence Networks of Global Stockmarkets. *International Journal of Finance & Economics*, **24**, 558-567. <https://doi.org/10.1002/ijfe.1679>
- [2] 卜林, 王雪杰, 刘志强. 全球股票市场系统性风险传递网络研究[J]. 国际金融研究, 2020(3): 87-96.
- [3] 邓向荣, 曹红. 系统性风险, 网络传染与金融机构系统重要性评估[J]. 中央财经大学学报, 2016(3): 52-60.
- [4] Gong, X.L., Liu, X.H., Xiong, X. and Zhang, W. (2019) Financial Systemic Risk Measurement Based on Causal Network Connectedness Analysis. *International Review of Economics & Finance*, **64**, 290-307. <https://doi.org/10.1016/j.iref.2019.07.004>
- [5] 王克达, 庞晓波, 王姗姗. 金融危机对全球股票市场的传染研究: 基于复杂网络分析方法[J]. 世界经济研究, 2018(4): 28-39.
- [6] 章晟, 李士岩. 基于关联性角度的系统性风险度量模型研究综述[J]. 武汉金融, 2016(2): 27-31.
- [7] Neveu, A.R. (2018) A Survey of Network-Based Analysis and Systemic Risk Measurement. *Journal of Economic Interaction & Coordination*, **13**, 1-41. <https://doi.org/10.1007/s11403-016-0182-z>
- [8] Levy-Carciente, S., Kenett, D.Y., Avakian, A., Stanley, H.E. and Havlin, S. (2015) Dynamical Macroprudential Stress Testing Using Network Theory. *Journal of Banking & Finance*, **59**, 164-181. <https://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2015.05.008>
- [9] 汪小帆, 李翔, 陈荣荣. 复杂网络理论及其应用[M]. 北京: 清华大学出版社, 2006.
- [10] Billio, M., Lo, A.W., Sherman, M.G. and Pelizzon, L. (2012) Econometric Measures of Connectedness and Systemic Risk in the Finance and Insurance Sectors. *Social Science Electronic Publishing*, **104**, 535-559. <https://doi.org/10.1016/j.jfineco.2011.12.010>
- [11] Diebold, F.X. and Yilmaz, K. (2014) On the Network Topology of Variance Decompositions: Measuring the Connectedness of Financial Firms. *Journal of Econometrics*, **182**, 119-134. <https://doi.org/10.1016/j.jeconom.2014.04.012>
- [12] Nikolaus, H., Julia, S. and Melanie, S. (2013) Financial Network Systemic Risk Contributions. *SSRN Electronic Journal*, **19**, 685-738. <https://doi.org/10.1093/rof/rfu010>
- [13] Wang, G.J., Xie, C., He, K. and Stanley, H.E. (2017) Extreme Risk Spillover Network: Application to Financial Institutions. *Quantitative Finance*, **17**, 1417-1433. <https://doi.org/10.1080/14697688.2016.1272762>
- [14] Härdle, W.K., Wang, W. and Yu, L. (2016) TENET: Tail-Event Driven Network Risk. *Journal of Econometrics*, **192**, 499-513. <https://doi.org/10.1016/j.jeconom.2016.02.013>
- [15] Adrian, T. and Brunnermeier, M.K. (2016) CoVaR. *American Economic Review*, **106**, 1705-1741. <https://doi.org/10.1257/aer.20120555>
- [16] 王天一. 国际间股市的有向尾部风险溢出现象[J]. 浙江社会科学, 2011(10): 2-11.
- [17] 曾裕峰, 温湖炜, 陈学彬. 股市互联、尾部风险传染与系统重要性市场——基于多元分位数回归模型的分析[J]. 国际金融研究, 2017(9): 86-96.
- [18] 谢福座. 基于 CoVaR 方法的金融风险溢出效应研究[J]. 金融发展研究, 2010(6): 59-63.
- [19] 叶莉, 王远哲, 陈勇勇. 基于尾部风险关联网络的中国金融机构间风险溢出效应研究[J]. 统计与信息论坛, 2019, 34(3): 55-64.
- [20] Hu, S., Gu, Z., Wang, Y. and Zhang, X. (2019) An Analysis of the Clustering Effect of a Jump Risk Complex Network

in the Chinese Stock Market. *Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications*, **523**, 622-630.  
<https://doi.org/10.1016/j.physa.2019.01.114>

- [21] Wang, G.J., Jiang, Z.Q., Lin, M., Xie, C. and Stanley, H.E. (2018) Interconnectedness and Systemic Risk of China's Financial Institutions. *Emerging Markets Review*, **35**, 1-18. <https://doi.org/10.1016/j.ememar.2017.12.001>