

基于动态因子 Copula 模型的 我国银行系统性风险度量

王 辉 梁俊豪

【摘要】本文基于 2007 年至 2019 年我国 14 家上市银行的股票收益率,构建偏态 t -分布动态因子 Copula 模型,利用时变荷载因子刻画单家银行与整个系统的相关性,计算联合风险概率作为系统性风险整体水平的度量,基于关联性视角提出了新的单家机构系统脆弱性和系统重要性度量指标——系统脆弱性程度和系统重要性程度。该方法充分考虑了银行个体差异性和系统的内在关联性以及收益率的厚尾性和非对称性,从而能够捕捉到更多的信息且兼具时效性。研究表明:银行机构在风险聚集时期相关程度更大,联合风险概率能够准确识别出系统性风险事件且在我国推行宏观审慎评估体系以后有明显降低;整体而言,大型商业银行系统重要性水平最高,同时风险抗压能力也最强;本文使用的度量方法降低了数据获取成本且更具时效性,有助于为宏观审慎差异化监管工作提供借鉴和参考。

【关键词】动态因子 Copula; 银行系统性风险; 联合风险概率; 系统脆弱性程度; 系统重要性程度

【作者简介】王辉,中央财经大学金融学院,理学博士,教授,E-mail:xiaohuipk@163.com(北京 100081);梁俊豪,北京大学光华管理学院,金融硕士生,E-mail:2001211279@stu.pku.edu.cn(北京 100871)。

【原文出处】《金融研究》(京),2020.11.58~75

【基金项目】国家自然科学基金项目(71771224),国家自然科学基金应急管理项目(71850005)资助。

一、引言

2007 年次贷危机的爆发,使得系统性金融风险的识别、度量和防范成为学术界、国际监管组织和各国监管机构共同关注的焦点。就我国而言,2017 年召开的全国金融工作会议和党的十九大报告均强调“守住不发生系统性金融风险底线”,将系统性金融风险的防范上升到国家安全高度,防范化解重大风险成为我国三大攻坚战之一。与其他金融行业相比,银行通过同业拆借、支付结算等渠道彼此之间有着更直接和紧密的关联性且银行业在我国金融体系中占重要地位。因此,对我国银行业系统性风险进行准确有效的度量,识别系统重要性和系统脆弱性机构,进而防范和化解系统性金融风险具有重要的学术价值和现实意义。

学术界和监管当局对系统性风险所涉及的内涵和范畴并不统一。2011 年,国际货币基金组织(IMF)、国际清算银行(BIS)和金融稳定委员会(FSB)将系统性风险定义为金融体系部分或全部受损时引发的大范围金融服务失效且可能对实体经

济产生严重冲击的风险,Benoit et al. (2017)将系统性风险定义为导致市场大量参与者同时遭受严重损失,并迅速扩散到系统中的风险。尽管系统性风险没有统一定义,但却形成了以下共识,即系统性风险是全局性的风险且具有传染性。系统性风险的度量有两类主要技术方法:一类为结构化方法,通常通过构建矩阵模型和网络模型对金融机构之间的敞口数据进行分析,研究系统性风险传染的路径、影响范围以及影响的大小,代表性研究包括王辉和李硕(2016)、方意(2016)、邓超和陈学军(2016)、隋聪等(2016)、Gofman(2017)、胡宗义等(2018)等;另一类为简约化方法,基于金融机构股票收益率、CDS 价差、信用违约互换费率等市场数据建立模型进行度量。考虑到数据可得性以及市场数据前瞻性等因素,本文基于第二种方法度量系统性风险。

文献中基于简约化方法对系统性金融风险的度量大致可以分为三个维度:

第一个维度是系统性风险整体水平的度量,即

构建可以反映整个金融体系风险综合演变的指标。Cardarelli et al. (2009)、Islami and Kurz (2014) 基于金融市场交易数据构建金融压力指数来预测金融危机,并分析其对实体经济的影响。Gray and Jobst (2010) 对未定权益分析(CCA)方法进行拓展提出系统或有权益(SCCA)方法来度量系统性金融风险。Banulescu and Dumitrescu (2015) 提出成分期望损失法(CES),基于CES的欧拉可加性,将金融机构的CES进行加和得到整个系统的系统性风险指标。部分文献基于多元密度函数度量整个系统所有机构或部分机构同时违约的概率,作为系统性整体风险的度量指标,如 Xu et al. (2017)、Oh and Patton (2018)、朱晓谦等(2018)等。

第二个维度是系统重要性的识别和度量,即测度单家机构对整个金融系统的风险溢出程度,文献中比较流行的方法是条件在险价值法(CoVaR)。Adrian and Brunnermeier (2016) 基于风险价值(VaR)提出CoVaR方法,用来测量给定某家金融机构处于极端风险临界值时对金融系统的冲击。白雪梅和石大龙(2014)、王锦阳等(2018)、杨子暉等(2018)通过CoVaR度量金融机构的动态风险溢出。除此以外,系统重要性度量方法还包括 Sharp-ley 值方法、基于多元密度函数测度条件违约概率等。Drehmann and Tarashev (2011) 运用 Shapley 值方法,将整个系统的风险分配给每个金融机构,以此衡量金融机构的风险贡献度,国内相应研究有贾彦东(2011)、梁琪和李政(2014)。Segoviano and Goodhart (2009) 引入给定一家银行违约的情况下其余银行违约的概率,以此测度给定银行的系统重要性。Zhou (2010) 运用极值理论提出系统性冲击指数(Systemic Impact Index, SII),测度在给定一家银行违约情况下其余银行的期望违约数量, Xu et al. (2017) 通过联合违约概率(Joint Probability of Default, JPoD)构建条件联合违约概率(CoJPoD)分析欧洲银行系统中“过于关联而不能倒”的银行。

第三个维度是系统脆弱性的识别和度量,即测度金融系统性受到冲击时金融机构和整个金融系统的稳定性,常用方法为基于尾部关联性的边际期望损失法(MES)。Acharya et al. (2017) 基于期望损失(ES)提出MES方法,测量市场处于危机情况时某家机构的边际贡献度,同时结合金融杠杆率提出系统性期望损失(SES),衡量金融机构对系统性风险的贡献程度。张天顶和张宇(2017)、张冰洁等

(2018)、李政等(2019)根据改进的MES模型如LRMES、CES、CoES、 $\Delta CoES$ 等测度我国上市金融机构的系统重要性。Adrian and Brunnermeier (2016) 提出 $\Delta CoVaR$ 时强调,将 $\Delta CoVaR$ 中的条件颠倒,度量结果关注重点变为金融系统违约条件下金融机构面临的风险大小,因此通过 $\Delta CoVaR$ 等类似方法可以变形来测量金融机构的脆弱程度。单家机构系统脆弱性也可以通过条件概率进行度量, Zhou (2010) 提出脆弱性指数(Vulnerability Index, VI),测度在系统中存在另外一家银行违约下给定银行的条件违约概率。Greenwood et al. (2015) 构造总脆弱指数(Aggregate Vulnerability, AV)衡量银行受到冲击时损失的股本百分比。

除了单独对某一维度进行分析外,有部分学者同时从多个维度对系统性风险进行分析。Huang et al. (2019) 利用CoVaR、MES、SII和VI多个指标测度中国银行的系统性风险,发现不同指标捕捉系统性风险的不同方面,但指标计算的排名显著相关。李政等(2019)基于CoVaR统一框架,从CoVaR的条件方向上同时分析金融机构的系统重要性和系统脆弱性,发现我国银行、保险、证券间系统重要性和脆弱性存在差异,这种差异在时间维度上持续存在。还有部分文献利用市场数据构建网络模型,基于节点间输入和输出对机构的系统重要性和系统脆弱性进行研究。李绍芳和刘晓星(2018)结合CoVaR与TENET网络模型,构造系统性风险接受者指数(Systemic Risk Receiver, SRR)和系统性风险发送者指数(Systemic Risk Emitter, SRE),从机构的风险溢出和脆弱性进行分析。蒋海和张锦意(2018)将分位数回归、LASSO算法和CoVaR模型结合,构建银行尾部风险关联网络,通过入度中心性和出度中心性测度系统脆弱性和系统重要性。类似的网络模型方法还可见 Wang et al. (2017)、Fang et al. (2018)、林达等(2019)等。

由上述研究可见,系统性风险度量的核心和基础在于度量机构之间的关联性,并基于此来度量不同机构之间的溢出传染效应。从概率意义上讲,对于该关联性最充分的描述是整个系统的联合分布,而Copula函数经常被用于构建联合分布函数,进行风险传染建模。实证研究表明,金融收益率的相依性有着非对称性和非线性特征,在系统性风险发生时,金融机构的相依性会增大。而传统的Pearson相关系数不能捕捉这种特征,因此,Copula函数以

其对非线性相依结构的捕捉能力受到欢迎。另外,基于 Copula 函数建模分析能够将每家金融机构的边际分布模型与连接形式进行独立研究,每家金融机构的边际分布可以具有异构性,使得建模分析过程中更为灵活。李丛文和闫世军(2015)基于偏态 t 分布的时变 Copula 模型,测度影子银行对商业银行的动态风险溢出效应。王锦阳等(2018)利用动态 Copula 相依结构测度 CoVaR,并基于后验分布提出“混合独立性”检验,验证评估模型准确性与应用价值。

在运用 Copula 函数构建金融机构多维联合分布时,Copula 函数需要满足以下条件:第一,能够捕捉银行系统中的联动违约事件,同时所描述的相依结构是非对称的,能够反映出收益率联动下降与上升的不同;第二,每一维变量具有异构性,能够反映不同银行之间的差异以及收益数据的厚尾性;第三,适用于高维情形,即不能过于复杂而导致“维数诅咒”,使得参数过多而难以拟合,也不能太过简单而无法反映金融机构之间的相依性。为此,Oh and Patton(2018)提出了偏态 t 分布时变因子 Copula 函数,通过因子结构降低了模型的参数复杂度,将多维问题转换为了低维问题,通过设置因子分布满足金融数据的特性,该 Copula 模型能够反映金融机构之间的关联性,叶五一等(2018)基于 Oh and Patton(2018)提出的 Copula 函数对我国股票行业指数进行建模分析。

综上,纵观该领域有关中国银行系统性风险度量的研究,文献从不同角度做了大量有意义的工作,然而存在以下几个方面的不足:第一,MES 和 CoVaR 等经典系统性风险指标,主要关注机构之间或市场与机构之间的两两相关性,关注单家机构违约情况下的风险溢出效应,没有充分考虑整个系统的关联性以及厚尾性等特征;第二,虽然基于尾部风险的网络模型能够构建整个系统的关联性,但是模型构建本质是以二元关联为基础,而不是从整体刻画关联性;第三,较少文献对同一机构的系统重

要性和脆弱性之间的关系以及如何在监管中权衡两者进行研究。

为此,文本基于 Oh and Patton(2018)提出的偏态 t 分布动态因子 Copula 模型刻画银行系统的整体相依结构,结合 EGARCH 模型刻画单个收益率波动的非对称性,进行系统性金融风险的度量与监管研究。本文的主要贡献在于:第一,所有系统性风险度量指标的构建均基于整个系统的联合分布,该联合分布可以较好地刻画高维情形下金融数据的厚尾性、时变性、非对称性、非线性的相依结构,充分考虑了整个系统之间的相关性而不仅仅考虑两两之间的相依关系;第二,基于联合分布建立了统一的框架给出不同维度下我国银行系统性风险度量指标,运用联合风险概率度量金融机构集体爆发风险的概率,度量了系统脆弱性程度和系统重要性程度,充分考虑银行系统整体以及局部的相依性,识别系统重要性机构和系统脆弱性机构;第三,通过系统重要性和系统脆弱性分析,为宏观审慎差异化监管提供参考。需要指出的是,此处的系统重要性更强强调银行间的关联性。

二、模型设定及指标构建

本文对系统性风险的度量主要分为三个步骤:第一步,运用 ARMA - EGARCH 偏 t 分布模型对银行的收益率建模,得到边际分布函数;第二步,对边际分布函数应用动态因子 Copula 模型得到联合分布函数,描述银行系统的关联性;第三步,通过联合分布函数,计算整个系统的联合风险概率来度量系统性风险的整体水平及其动态演变,构造各家机构系统脆弱性程度和系统重要性程度指标,识别单家机构的系统脆弱性和系统重要性。

(一) 动态因子 Copula 函数模型

基于 Copula 函数和随机变量的边缘分布,可以获得其联合分布。根据条件 Sklar 定理,设随机变量 $Y_t = [Y_{t1}, \dots, Y_{tn}]'$; 设 \mathcal{F}_t 是由 $Y_{t-j} (j=0, 1, 2, \dots)$ 生成的信息集,则在给定信息集 \mathcal{F}_{t-1} 条件下, Y_t 的

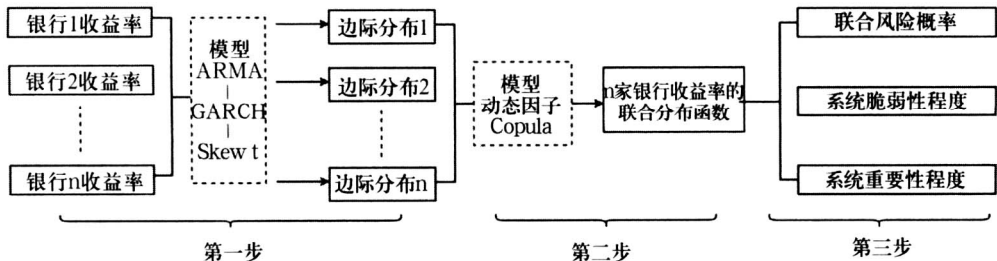


图1 系统性风险度量步骤

条件分布可分解为它的条件边际分布函数和条件 Copula 函数。令 $Y_i | \mathcal{F}_{t-1} \sim F_i(\cdot | \mathcal{F}_{t-1})$, $Y_{it} | \mathcal{F}_{t-1} \sim F_{it}(\cdot | \mathcal{F}_{t-1})$, 则对任意 $y = [y_1, \dots, y_n]' \in \mathbb{R}^n$ 有

$$F_i(y | \mathcal{F}_{t-1}) = C\{F_{1t}(y_1 | \mathcal{F}_{t-1}), \dots, F_{nt}(y_n | \mathcal{F}_{t-1}) | \mathcal{F}_{t-1}\} \quad (1)$$

本文采用 Oh and Patton (2018) 提出的动态因子 Copula 模型耦合多家银行股票的收益率分布, 模型如下:

$$X_{it} = \lambda_{it} Z_t + \varepsilon_{it}; Z_t \sim \text{Skew } t(v_z, \psi_z); \varepsilon_{it} \sim \text{iidt}(v_\varepsilon) \quad (2)$$

其中, i 为第 i 家银行, 取值为 $[1, 2, \dots, N]$, X_{it} 为潜在因子变量。该模型假定 Y_t 的相依结构由其潜在因子 $X_t = [X_{1t}, \dots, X_{Nt}]$ 决定, 即 Y_t 的 Copula 函数跟 X_t 的 Copula 函数相同, 二者的边际分布不一定需要相同, Y_{it} 可以选择任意合适的边际分布函数模型进行拟合。需要注意的是, 在实际参数估计中, X_{it} 的 Copula 模型估计所需要的观测值由 Y_t 提供, X_{it} 的分布假设仅是为了构建 Copula 函数的结构。

潜在因子 X_{it} 取决于三个部分, 一部分是公共因子在 t 时刻下的取值 Z_t , 公共因子的边际分布 F_z 是自由度为 v_z , 偏度为 ψ_z 的偏态 t 分布, 因此公共因子 Z_t 表示整个市场的走势与波动大小, 反映各个变量之间的公共相关性; 第二部分为荷载因子 λ_{it} , 表示在给定公共因子 Z_t 下, 变量 X_{it} 依赖于公共因子的程度, 反映与整个系统的联动性; 第三部分是异构因子 ε_{it} , 表示不同变量自身的特质部分, 其边际分布 F_ε 是自由度为 v_ε 的 t 分布。

对于随机向量 X_t , 上述模型中所涉及的全部参数为 $\gamma = [\lambda_t, v_z, \psi_z, v_\varepsilon]'$, 其中 $\lambda_t = [\lambda_{1t}, \dots, \lambda_{Nt}]$ 为时变荷载因子, 反映金融市场机构之间相依结构的时变性。记 X_{it} 的边际分布为 G_{it} , $i = 1, 2, \dots, N$, 根据条件 Sklar 定理, X_t 的联合分布可以由条件 Copula 函数 C_t 和它分量的边际分布函数构成:

$$X_t \sim G_t = C_t(G_{1t}(\gamma), \dots, G_{Nt}(\gamma); \gamma) \quad (3)$$

为了减少估计的复杂度, Oh and Patton (2018) 将因子 Copula 函数与 Creal et al. (2013) 提出的 GAS 模型结合, 假定 λ_t 具有如下结构:

$$\log \lambda_{it} = \theta_i + \beta \log \lambda_{i,t-1} + \alpha s_{i,t-1}, s_{it} \equiv \partial \log c(u_i; \lambda_t, v_z, \psi_z, v_\varepsilon) / \partial \log \lambda_{i,t}, i = 1, 2, \dots, N \quad (4)$$

上述所提到的动态因子 Copula 仅在极少数情况下才有显示解, 如 F_z 和 F_ε 都为正态分布时, 但两个因子的大多数组合是没有显示解的, 包括本文所

用的偏态 t 分布与 t 分布组合。因此, 需要通过高斯-勒让德求积公式进行数值积分法求极大似然估计。

(二) 联合风险概率 (JPD)

大量金融机构集体面临尾部风险事件是系统性风险的表现之一, 事件发生概率的大小能够反映系统性风险的集聚水平。本文借鉴 Oh and Patton (2018) 的联合风险概率 JPD (Joint Probability of Distress) 模型, 衡量不同时期同时发生尾部风险事件的概率, 以此衡量银行系统中风险整体水平大小。将银行收益率低于某一阈值定义为风险事件, 即 $D_{it} \equiv 1\{R_{it} < c_i\}$, 其中 R_{it} 表示第 i 家银行机构在 t 时期的收益率, c_i 为收益率分位点 (本文实证分析部分取 5%)。JPD 定义如下:

$$JPD_{t,k} \equiv P_t \left[\left(\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N D_{i,t+1} \right) \geq \frac{k}{N} \right] \quad (5)$$

其中 $JPD_{t,k}$ 表示在给定 t 时刻之前的信息下, 在 $t+1$ 时刻发生风险事件时银行的数量不低于 k 的概率。

(三) 系统脆弱性程度 (SVD)

为了衡量大量金融机构集体风险事件发生时单家机构受到的影响, 即机构的脆弱性水平, 本文计算发生大规模违约时某机构发生风险事件的概率作为该机构的系统脆弱性指标, 用来衡量其在风险传染中受到的冲击。记 $M_{i,t+1} = \sum_{j=1, j \neq i}^N D_{j,t+1}$ 为给定 t 时刻信息下, 除去第 i 家银行以外系统发生风险事件时其他银行数量, 则在给定 t 时刻至少有 k 家发生风险事件的银行条件下, $t+1$ 时刻第 i 家银行处于风险状态的概率, 即条件风险概率 CoPD (Conditional Probability of Distress) 定义为:

$$CoPD_{i,t,k} \equiv E_i [D_{i,t+1} | M_{i,t+1} \geq k] \quad (6)$$

本文将 k 取值为 $N/2$, 记为系统脆弱性程度 (Systemic Vulnerability Degree, SVD)。

$$SVD_{i,t} = CoPD_{i,t,N/2} \quad (7)$$

在对尾部风险监控中, 需要对全局和局部的风险进行统一测度。SVD 指标条件中, $M_{i,t+1}$ 取值为半数银行以上, 即既包括局部银行处于风险状态的危机事件, 同时也包括 $k = N-1$ 全部银行处于风险状态的全局危机事件。该指标充分考虑在全局和局部危机事件下, 单个银行的脆弱性, 刻画银行系统不同情况下的关联结构。

(四) 系统重要性程度 (SID)

为了反映机构在金融系统中的重要程度, 本

文基于联合风险概率(JPD),构建条件风险贡献度,度量各家金融机构对系统的影响。在给定 t 时刻信息下,以在 $t+1$ 时刻某家银行机构发生风险事件为条件,计算集体风险事件发生的条件概率,即条件风险贡献度 $CoCD$ (Conditional Contribution of Distress) 为:

$$CoCD_{i,t,k} \equiv E_t [M_{i,t+1} \geq k | D_{i,t+1}] \quad (8)$$

同理,本文对 k 取值为 $N/2$ 得到系统重要性程度(Systemic Importance Degree, SID),表示单家银行发生风险事件下,演变为银行系统危机事件的可能性,测度单家银行风险的溢出水平:

$$SID_{i,t} = CoCD_{i,t,N/2} \quad (9)$$

三、数据描述

考虑到我国主要商业银行在 2007 年才相继完成上市,本文选择的时间区间为 2007 年 9 月 26 日至 2019 年 12 月 31 日^①,选取了 14 家上市银行收盘价数据进行实证分析,数据来源 wind 数据库。14 家上市银行包括工商银行、中国银行、建设银行、交通银行 4 家大型商业银行,招商银行、中信银行、浦发银行、民生银行、华夏银行、兴业银行、平安银行 7 家股份制商业银行和北京银行、宁波银行、南京银行 3 家城市商业银行。

表 1 给出了 14 家银行对数收益率的基本统计量。从表 1 可知,偏度系数中 12 家银行为负,有 86% 的机构收益率分布具有左偏的性质;同时峰度系数均大于 3,机构收益率在分布上呈现出尖峰厚尾的特征。经 Jarque - Bera 检验,所有银行收益率分布均显著异于正态分布。

四、实证结果与分析

(一) 边际分布拟合

在进行动态因子 Copula 建模前,需要得到单家

银行收益率序列的边际分布。ADF 检验结果显示所有收益序列都是平稳时间序列。由表 1 及 Jarque - Bera 检验可知,各收益率的偏度、峰度差异很大且不服从正态分布。为了更好地反映数据尖峰厚尾以及非对称性特征,本文采用 $AR(1) - EGARCH(1,1)$ 模型,且假定残差服从偏 t 分布:

$$R_{it} = \phi_i R_{i,t-1} + \varepsilon_{it}; \varepsilon_{it} = \sigma_{it} \eta_{it};$$

$$\ln(\sigma_{it}^2) = \omega_i + \alpha_i \eta_{i,t-1} + \gamma_i (|\eta_{i,t-1}| - E|\eta_{i,t-1}|) + \beta_i \ln(\sigma_{i,t-1}^2) \quad (10)$$

其中 $\eta_{it} \sim iid \text{Skew } t(v_i, \psi_i)$, v_i 是偏态 t 分布的自由度, ψ_i 是偏态 t 分布的偏度。

表 2 给出模型(10)的参数估计结果,在 5% 的显著水平下,AR 项 ϕ_i 显著个数有 6 个,即有 6 家机构的收益率有序列自相关性。在 EGARCH 模型中, α_i 项仅有 2 家银行收益率数据不显著,在显著的银行中 α_i 项均大于 0,说明波动率具有非对称结构,相同幅度利好消息的冲击比利空消息的影响要大, β_i 普遍都接近于 1,说明波动率具有较强的持续性。在边际分布偏 t 分布的检验中,自由度 v_i 均显著,说明信息冲击具有尖峰厚尾性; ψ_i 均显著为正,说明经过变化得到的标准化残差数据呈现右偏特征。通过对拟合后偏 t 分布进行随机抽样,将抽样结果与变换后的标准化残差进行 Kolmogorov - Smirnov 检验,检验结果显示 14 家银行中有 11 家银行标准化残差分布符合估计的偏 t 分布,说明偏 t 分布较好地拟合了绝大部分序列的边际分布。

(二) 建立动态因子 Copula 函数

基于前面的理论,利用最大似然估计可以得到动态因子 Copula 模型的参数,如下页表 3 所示。 β 值为 0.943,非常接近于 1, GAS 模型中的 β 与 GARCH 模型中的含义相近,均表示持续性强弱,因

表 1 银行收益率描述统计量

	均值	标准差	偏度	峰度		均值	标准差	偏度	峰度
平安	-0.0003	0.0275	-3.2481	58.9796	兴业	-0.0003	0.0272	-5.5668	117.7709
宁波	0.0001	0.0247	-0.7639	10.2675	北京	-0.0004	0.0224	-1.153	13.7887
浦发	-0.0005	0.025	-2.2699	29.8475	交行	-0.0003	0.0198	-0.1599	6.5392
华夏	-0.0003	0.0243	-1.5749	21.4032	工行	0	0.0165	-0.1446	7.9857
民生	-0.0003	0.0217	-1.0462	14.1795	建行	-0.0001	0.0182	-0.1203	6.496
招商	0	0.0221	-0.2778	6.307	中行	-0.0001	0.0165	0.1044	8.5934
南京	-0.0003	0.026	-5.4301	116.1201	中信	-0.0002	0.0223	0.1447	4.271

表 2 边际分布参数估计结果

	均值	最小值	25%	中位数	75%	最大值	显著个数
ϕ_i	-0.0299	-0.0562	-0.0412	-0.0304	-0.0192	-0.001	6
ω_i	-0.0521	-0.1191	-0.0698	-0.0388	-0.0281	-0.0166	14
α_i	0.0341	0.0047	0.0279	0.0342	0.0375	0.0585	12
β_i	0.9935	0.9846	0.9915	0.995	0.9964	0.9979	14
γ_i	0.1504	0.0886	0.1189	0.154	0.1797	0.2111	14
v_i	3.5252	3.1302	3.2788	3.4766	3.651	4.1178	14
ψ_i	0.0347	0.0109	0.0269	0.0329	0.0418	0.0606	14

此,所估计的荷载因子具有较强的持续性。 v_z 与 v_e 反映公共因子和异质因子的厚尾性,结果显示 v_z 比 v_e 大,公共因子驱动的银行系统波动相对于机构本身的波动要小,更为集中。 ψ_z 反映银行系统的偏度性质, ψ_z 为0.017,大于0,与EGARCH-偏t模型估计结果相符,呈现右偏特征。 θ_i 为荷载因子的截距项,表示不同时期下荷载因子的固定效应, θ_i 越大,说明下一期的荷载因子增加量也会越多,能一定程度体现机构与整个市场的关联性。在14家银行的 θ_i 中,工商银行与中国银行的值最小,均小于0.03,反映这两家银行与整体的相依程度相对其他银行更低。

荷载因子时序变化由图2给出,由所有银行的荷载因子进行简单加权所得。可以看出荷载因子随时间波动且存在聚集效应,变化范围在[1.16,

2.22]。同时,荷载因子在2008年、2009年、2013年、2015年以及2019年均出现积聚上升现象。

(三)联合风险概率(JPD)

由于动态因子Copula函数没有显示解,14家商业银行的联合分布需要通过模拟得到。为了减少模拟运算时间,本文设定估计的频率为月度,Monte Carlo模拟次数为5000。基于模拟得到联合分布函数,计算每个时间点上处于风险状态的银行数目至少为 k 的频率,以此得到联合风险概率。在违约数目 k 的选择上,本文发现不同的 k 得到的联合违约概率走势相似,为节省篇幅本文给出了 $k=7$ (即50%以上的商业银行处于风险状态)的计算结果^②。图3给出联合风险概率走势图。

从图3可以看出,2008年初银行系统联合风险概率开始上升,在2008年9月达到峰值,这说明次贷

表 3 动态因子 Copula 参数估计结果

	工行	建行	中行	交行	招商	中信	浦发	民生	华夏	兴业	北京	平安	宁波	南京
θ_i	0.023	0.036	0.027	0.049	0.043	0.039	0.043	0.041	0.049	0.056	0.038	0.038	0.030	0.040
其他参数估计结果														
β	0.943		α	0.0825		v_z	6.118		ψ_z	0.0167		v_e	3.701	

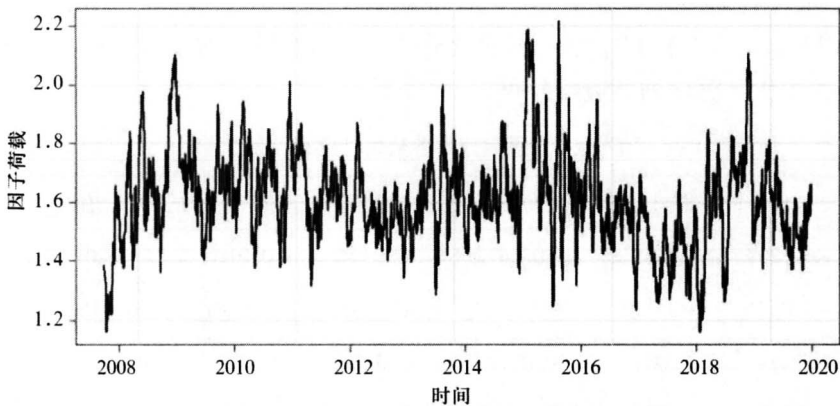


图 2 动态荷载因子时间



图3 联合违约概率时序图

危机影响了国内金融市场的稳定性,国内银行系统性风险事件出现的概率增大。危机后,银行系统的联合风险概率逐渐下降,至2012年9月,我国银行系统联合风险概率达到了较低水平。2013年6月,流动性紧张引发银行系统性风险增加,银行联合风险概率有较为明显的增加。2014年至2015年,我国银行系统的总体关联水平在不断提高,李政等(2016)指出整体关联性的上升将导致负向冲击在金融系统传播的渠道增多,进而提高风险传染的可能性、影响范围以及破坏深度,而2015年股市下跌则是2014年高系统关联性和风险隐患的一次集中体现。从2016年起,央行将现有的差别准备金动态调整“升级”为“宏观审慎评估体系”,系统性风险逐渐降低至

历史低位。在2018年中美贸易摩擦的影响下,联合风险概率有上升的趋势。由此可见,从时间趋势上,通过动态因子 Copula 估计的联合违约概率能够较好地反映我国银行业系统性风险整体水平。

(四)系统脆弱性程度(SVD)和系统重要性程度(SID)度量结果

为方便比较不同时期不同银行的表现,表4和表5给出了每家银行在不同时期的均值作为其在该时期的系统脆弱性和系统重要性指标,此处的系统重要性指标SID更多反映的是“过于关联而不能倒”的情况。同时,各指标排名只是相对的,当纳入更多银行样本后,此处排名脆弱性或关联性较大的银行,可能变得不那么突出。

表4 各时期 SVD 均值

	2007-2008年	2009-2012年	2013-2014年	2015-2016年	2017-2018年	2019年	历年均值
工商银行	0.734(10)	0.551(13)	0.409(14)	0.617(14)	0.74(5)	0.643(9)	0.596(14)
建设银行	0.769(7)	0.614(12)	0.542(12)	0.763(4)	0.842(2)	0.773(6)	0.693(12)
中国银行	0.715(11)	0.499(14)	0.533(13)	0.738(7)	0.717(7)	0.529(13)	0.603(13)
交通银行	0.789(5)	0.722(9)	0.664(11)	0.79(2)	0.609(10)	0.572(12)	0.699(11)
招商银行	0.812(1)	0.779(4)	0.717(8)	0.717(9)	0.85(1)	0.827(3)	0.778(1)
中信银行	0.736(9)	0.716(10)	0.779(6)	0.762(5)	0.715(8)	0.676(8)	0.732(7)
浦发银行	0.781(6)	0.81(2)	0.821(4)	0.693(10)	0.593(11)	0.756(7)	0.751(5)
民生银行	0.789(4)	0.757(7)	0.829(3)	0.666(12)	0.574(12)	0.583(11)	0.714(9)
华夏银行	0.767(8)	0.792(3)	0.791(5)	0.725(8)	0.626(9)	0.508(14)	0.727(8)
兴业银行	0.8(2)	0.827(1)	0.833(1)	0.659(13)	0.532(14)	0.851(2)	0.753(3)
北京银行	0.702(12)	0.755(8)	0.76(7)	0.75(6)	0.538(13)	0.623(10)	0.703(10)
平安银行	0.792(3)	0.705(11)	0.831(2)	0.667(11)	0.717(6)	0.893(1)	0.748(6)
宁波银行	0.688(13)	0.762(6)	0.672(10)	0.782(3)	0.811(4)	0.779(5)	0.752(4)
南京银行	0.657(14)	0.773(5)	0.693(9)	0.85(1)	0.812(3)	0.8(4)	0.768(2)

表 5 各时期 SID 均值

	2007 - 2008 年	2009 - 2012 年	2013 - 2014 年	2015 - 2016 年	2017 - 2018 年	2019 年	历年均值
工商银行	0.637(10)	0.582(3)	0.617(2)	0.576(4)	0.36(11)	0.425(7)	0.544(3)
建设银行	0.645(6)	0.592(2)	0.631(1)	0.526(10)	0.329(13)	0.392(9)	0.534(7)
中国银行	0.658(5)	0.619(1)	0.604(3)	0.519(11)	0.418(8)	0.528(5)	0.565(2)
交通银行	0.64(9)	0.564(4)	0.584(4)	0.528(9)	0.531(5)	0.573(3)	0.565(1)
招商银行	0.629(13)	0.516(8)	0.541(7)	0.55(7)	0.328(14)	0.318(13)	0.49(12)
中信银行	0.69(2)	0.549(5)	0.476(10)	0.509(12)	0.435(7)	0.479(6)	0.521(9)
浦发银行	0.629(14)	0.491(13)	0.474(11)	0.563(6)	0.537(3)	0.407(8)	0.515(10)
民生银行	0.644(7)	0.523(7)	0.443(13)	0.587(3)	0.514(6)	0.59(2)	0.537(6)
华夏银行	0.636(11)	0.496(12)	0.497(9)	0.575(5)	0.535(4)	0.643(1)	0.543(4)
兴业银行	0.644(8)	0.48(14)	0.446(12)	0.635(1)	0.609(1)	0.35(10)	0.526(8)
北京银行	0.673(3)	0.514(9)	0.501(8)	0.53(8)	0.544(2)	0.566(4)	0.541(5)
平安银行	0.635(12)	0.538(6)	0.432(14)	0.603(2)	0.405(9)	0.272(14)	0.497(11)
宁波银行	0.662(4)	0.503(10)	0.561(6)	0.47(13)	0.33(12)	0.324(12)	0.481(14)
南京银行	0.7(1)	0.503(11)	0.574(5)	0.429(14)	0.37(10)	0.343(11)	0.489(13)

表 4 给出了 14 家商业银行在不同划分时期的 SVD 指数均值,括号内数值表示银行 SVD 指数均值的降序排名,历年均值表示按样本区间 2007 年至 2019 年计算得到的 SVD 均值。从历年均值的结果看,4 家大型商业银行排在最后,其中中国工商银行 SVD 指数最小,交通银行指数最大,在样本区间内,大型商业银行 SVD 指数均小于 0.7,风险抗压能力比其他类型银行都要好。当区分不同时间段时,SVD 指数显示,次贷危机以及 2015 年股市震荡这两次事件中,除了工商银行外,其他大型商业银行都出现系统脆弱性排名相对于其他时期都靠前的情况,而在 2009 年至 2012 年以及 2013 年至 2014 年,大型商业银行的风险抗压性相对其他银行都是最稳定的,这说明,在系统性风险事件中,银行间关联性异于其他时期。同时在 2017 年至 2019 年,中美贸易摩擦带来的冲击也反映在大型商业银行当中,危机违约指数排名前移。

表 5 给出了 14 家银行的系统重要性程度 SID。在历年均值中,4 家大型商业银行的平均 SID 要高于股份制商业银行和城市商业银行,而 7 家股份制商业银行的系统重要性要比 3 家城市商业银行要高。这也说明了大型商业银行不仅仅是“大而不能

倒”,同时也是“过于关联而不能倒”。

与表 4 的系统脆弱性程度 SVD 相似,各商业银行的 SID 指数排名在不同时期是变化的。

(五) 结果对比

理论上,多元联合相依性比二元相依结构能够更充分地刻画整个系统相关性,基于前者的系统性风险度量更加科学合理。为验证实际中是否如此,本文分别基于偏态 t 分布动态因子 Copula 模型和 Brownlees and Engle (2012) 提出的 DCC - GARCH 二元相依模型测算 MES,对比两个模型对关联性风险测度的优劣。MES 为市场发生违约事件时机构的预期收益率:

$$MES_{it} = -E_{t-1}[r_{it} | r_{mt} < C] \quad (11)$$

其中, r_{it} 表示机构 i 在 t 时刻的收益率, r_{mt} 表示市场在 t 时刻的收益率, C 是给定阈值。本文市场收益率采用 14 家商业银行的市值加权收益率代替,阈值取该加权收益率的 5% 分位点,银行市场收益率表示为:

$$r_{mt} = \sum_{i=1}^N w_{i,t-1} r_{it} \quad (12)$$

基于动态因子 Copula 模型计算 MES 时,可充分利用其联合分布函数的便利性,得出 $P(r_{it} | r_{mt} <$

C) 的分布函数,从而计算期望值。通过蒙特卡洛模拟结果,我们可计算期望值。

为了方便比较两种度量方式的结果,本文通过系统期望损失进行比较。通过市值占比 w_i , 定义系统期望损失为:

$$ES_{m,t-1} = \sum_{i=1}^N w_{i,t-1} MES_{it} \quad (13)$$

图 4 显示,两种模型度量的系统期望损失 ES 走势和波动相似,均能识别出重要的系统性风险事件,通过动态因子 Copula 度量的系统期望损失 ES 普遍比通过 DCC - GARCH 度量结果大。在 2013 年流动性紧张以及 2015 年股市异常波动中,两种模型得到结果相近,但在其它时期,DCC - GARCH 模型相对低估了系统中的风险。这说明,DCC - GARCH 模型仅基于单个机构与市场指数的相依关系建模,会一定程度忽略银行的相依性,低估正常时期银行间的关联。动态 Copula 因子模型得到的 MES 能够更好地反映系统性风险在平时的积聚,说明动态 Copula 模型基于整体建模的方式具有更强的关联性捕捉能力。

通过图 4 可知本文使用的 Copula 模型对关联性的捕捉能力更强,但是我们比较的是共同指标

ES,其不能够充分显示 Copula 关联性以及本文所提出的系统重要性指标 SID 的优势。因此本文将通过 SID 指标与其他常用系统重要性指标进行比较。在系统重要性指标上,陈湘鹏等(2019)指出,MES 和 $\Delta CoVaR$ 等仅基于收益率构建的指标,更倾向于认定市值小、成长性强、易受市场高估的机构为系统重要性机构,他们认为 SRISK 更适用评价我国微观机构的系统重要性。鉴于此,本文对样本中 14 家商业银行的 SRISK 进行测度,比较 SID,SRISK 以及基于 Copula 和 DCC - GARCH 得出的 MES 等指标对系统重要性机构的排序结果。SRISK 可表达为:

$$SRISK_{it} = kD_{it} - (1 - k)W_{it}(1 - LRMES_{it});$$

$$LRMES = -E_t(R_{i,t+1:t+h} | R_{m,t+1:t+h} < C) \quad (14)$$

其中, D_{it} 、 W_{it} 为金融机构 i 在第 t 期的账面负债和市值规模, k 为审慎资本比例。本文采用陈湘鹏等(2019)对中国市场 $LRMES$ 的推证,即“ $LRMES$ 约等于 $1 - \exp(-13 \times MES)$ ”,MES 采用 DCC - GARCH 模型进行估计,并根据监管机构关于银行的审慎资本要求,设定 $k = 0.115$ 。具体结果如表 6 所示。

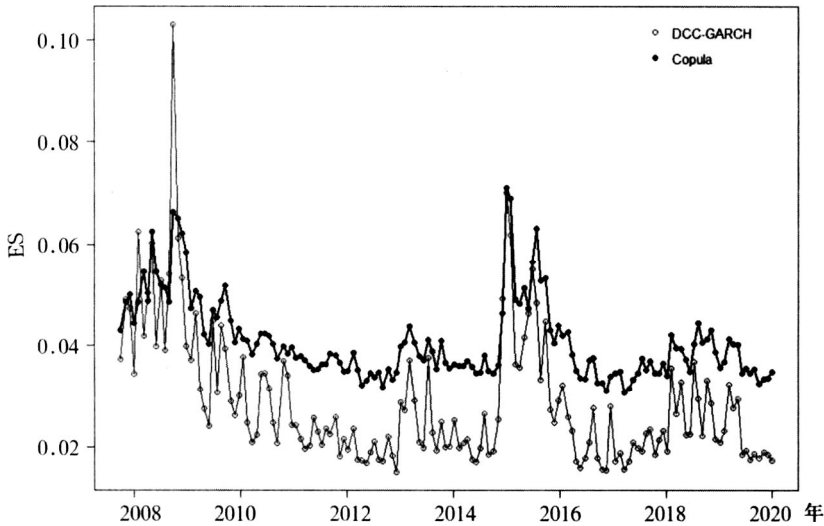


图 4 ES 度量结果

表 6 不同指标下银行系统重要性排名

	工行	建行	中行	交行	招商	中信	浦发	民生	华夏	兴业	北京	平安	宁波	南京
SID	3	7	2	1	12	9	10	6	4	8	5	11	14	13
SRISK	1	3	2	4	9	7	6	8	11	5	12	10	14	13
Copula MES	13	12	14	11	9	8	4	10	5	2	6	1	7	3
DCC - GARCH MES	13	12	14	10	9	7	4	11	5	3	8	1	6	2

表6中,基于Copula和DCC-GARCH计算的MES,均将工商银行、建设银行、中国银行和交通银行四家国有银行排在倒数前5,将市值小的银行排在前面,与陈湘鹏等(2019)认为基于MES的系统重要性排序偏向市值小的机构一致。本文提出的SID系统重要性指标与SRISK给出的系统重要性排序中,大型商业银行均排名前列,两者排序的斯皮尔曼秩相关系数为0.63。基于DCC-GARCH计算的MES排名与SRISK的秩相关系数为-0.556。SRISK考虑了负债和市值两个的指标,包含了关联性、规模性和杠杆率三个因素。与仅使用收益率数据的MES指标相比,本文提出的SID指标仅通过Copula函数和收益率数据构建关联性,也能够将大型银行认定为系统重要性机构,而不是认定市值小的银行为系统重要性银行。这说明,SID仅通过收益率能够描述全局角度上所有金融机构的关联性,降低了数据获取成本,更具时效性,便于监管机构开展监管工作。

五、结论

本文在考虑金融收益率厚尾性、时变性和非对称性的基础上,利用动态因子Copula模型,建立了统一的框架从系统性风险整体水平、系统重要性、系统脆弱性三个维度来考察银行系统性风险,定义了系统脆弱性程度SVD和系统重要性程度SID,并基于系统重要性和系统脆弱性两个角度进行分析,得出以下结论:

第一,基于动态因子Copula模型发现银行之间的相依结构随着时间而变化,银行间关联性在危机事件中积聚上升。在系统性风险整体水平度量中,联合风险概率JPD能识别出银行系统性风险的变化。2016年推行宏观审慎评估体系以后,系统性风险水平降低到历史低位,在2018年和2019年中美贸易摩擦时期,系统性风险有上升的趋势。

第二,总体而言,大型商业银行系统脆弱性最低,城市商业银行的系统脆弱性最高。在不同时期,银行的系统脆弱性排名也有所不同,在系统重要性SID的度量中,大型银行的系统重要性最高,大型银行不仅是“过于大而不能倒”,同时也是“过于关联而不能倒”。

第三,通过DCC-GARCH模型刻画市场指数与单家机构二元相依结构测度方法会一定程度上低估系统性风险,特别是在正常时期,而通过动态因子Copula模型构建的银行相依结构能够发现系

统性风险在平时的变化。在不同系统性风险指标对比上,本文提出的SID系统重要性指标优于传统的MES指标,克服了MES会倾向认定市值小、成长性强、易受市场高估的机构为系统重要性机构的问题,并在仅用收益率数据情况下,SID给出的系统重要性排序与SRISK相似。

注释:

- ①中国农业银行在2010年7月才上市,未将其纳入样本。
- ②如需其他k的计算结果,请跟作者联系。

参考文献:

- [1]白雪梅和石大龙,2014,《中国金融体系的系统性风险度量》,《国际金融研究》第6期,第75~85页。
- [2]陈湘鹏、周皓、金涛和王正位,2019,《微观层面系统性金融风险指标的比较与适用性分析——基于中国金融系统的研究》,《金融研究》第5期,第17~36页。
- [3]邓超和陈学军,2016,《基于多主体建模分析的银行间网络系统性风险研究》,《中国管理科学》第1期,第67~75页。
- [4]方意,2016,《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》,《管理世界》第8期,第32~57页。
- [5]胡宗义、黄岩渠和喻采平,2018,《网络相关性、结构与系统性金融风险的关系研究》,《中国软科学》第1期,第33~43页。
- [6]蒋海和张锦意,2018,《商业银行尾部风险网络关联性与系统性风险——基于中国上市银行的实证检验》,《财贸经济》第8期,第50~65页。
- [7]贾彦东,2011,《金融机构的系统重要性分析——金融网络中的系统风险衡量与成本分担》,《金融研究》第10期,第17~33页。
- [8]李丛文和闫世军,2015,《我国影子银行对商业银行的风险溢出效应——基于GARCH-时变Copula-CoVaR模型的分析》,《国际金融研究》第10期,第64~75页。
- [9]李政、梁琪和方意,2019,《中国金融部门间系统性风险溢出的监测预警研究——基于下行和上行 ΔCoES 指标的实现与优化》,《金融研究》第2期,第40~58页。
- [10]李政、鲁晏辰和刘洪,2019,《尾部风险网络、系统性风险贡献与我国金融业监管》,《经济学动态》第7期,第65~79页。
- [11]李政、涂晓枫和卜林,2019,《金融机构系统性风险:重要性与脆弱性》,《社会科学文摘》第5期,第49~

51 页.

[12] 李绍芳和刘晓星, 2018, 《中国金融机构关联网与系统性金融风险》, 《金融经济研究》第 5 期, 第 34 ~ 48 页.

[13] 梁琪和李政, 2014, 《系统重要性、审慎工具与我国银行业监管》, 《金融研究》第 8 期, 第 32 ~ 46 页.

[14] 隋聪、谭照林和王宗尧, 2016, 《基于网络视角的银行业系统性风险度量方法》, 《中国管理科学》第 5 期, 第 54 ~ 64 页.

[15] 王辉和李硕, 2015, 《基于内部视角的中国房地产业与银行业系统性风险传染测度研究》, 《国际金融研究》第 9 期, 第 76 ~ 85 页.

[16] 王锦阳、刘锡良和杜在超, 2018, 《相依结构、动态系统性风险测度与后验分析》, 《统计研究》第 3 期, 第 3 ~ 13 页.

[17] 杨子晖、陈雨恬和谢锐楷, 2018, 《我国金融机构系统性金融风险度量与跨部门风险溢出效应研究》, 《金融研究》第 10 期, 第 19 ~ 37 页.

[18] 叶五一、谭轲祺和缪柏其, 2018, 《基于动态因子 Copula 模型的行业间系统性风险分析》, 《中国管理科学》第 3 期, 第 1 ~ 12 页.

[19] 张冰洁、汪寿阳、魏云捷和赵雪婷, 2018, 《基于 CoES 模型的我国金融系统性风险度量》, 《系统工程理论与实践》第 3 期, 第 565 ~ 575 页.

[20] 张天顶和张宇, 2017, 《模型不确定下我国商业银行系统性风险影响因素分析》, 《国际金融研究》第 3 期, 第 45 ~ 54 页.

[21] 朱晓谦、李靖宇、李建平、陈懿冰和魏璐, 2018, 《基于危机条件概率的系统性风险度量研究》, 《中国管理科学》第 6 期, 第 1 ~ 7 页.

[22] Adrian T., and Brunnermeier M. K. 2016. "Co-VaR". *American Economic Review*, 106(7): 1705 ~ 1741.

[23] Banulescu G. D., and Dumitrescu E. I. 2015. "Which Are the SIFIs? A Component Expected Shortfall Approach to Systemic Risk". *Journal of Banking & Finance*, 50: 575 ~ 588.

[24] Benoit S., Colliard J. E., Hurlin C., and Pérignon C. 2017. "Where the Risks Lie: A Survey on Systemic Risk". *Review of Finance*, 21(1): 109 ~ 152.

[25] Brownlees C. T., and Engle R. 2012. "Volatility, Correlation and Tails for Systemic Risk Measurement". Available at SSRN, 1611229.

[26] Cardarelli R., Elekdag S., and Lall S. 2009. "Financial Stress, Downturns, and Recoveries". *International Monetary Fund*.

[27] Creal D., Koopman S. J., and Lucas A. 2013.

"Generalized Autoregressive Score Models with Applications." *Journal of Applied Econometrics*, 28(5): 777 ~ 795.

[28] Drehmann M., and Tarashev N. A. 2011. "Systemic Importance; Some Simple Indicators". *BIS Quarterly Review*.

[29] Gofman M. 2017. "Efficiency and Stability of a Financial Architecture with Too - Interconnected - To - Fail Institutions". *Journal of Financial Economics*, 124(1): 113 ~ 146.

[30] Fang L., Sun B., Li H., and Yu H. 2018. "Systemic Risk Network of Chinese Financial Institutions". *Emerging Markets Review*, S1566014117305113.

[31] Gray D., & Jobst A. 2010. "Systemic CCA - A Model Approach to Systemic Risk". In *Deutsche Bundesbank/Technische Universität Dresden Conference: Beyond the Financial Crisis: Systemic Risk, Spillovers and Regulation, Dresden*.

[32] Greenwood R., Landier, A., and Thesmar, D. 2015. "Vulnerable Banks". *Journal of Financial Economics*, 115(3): 471 ~ 485.

[33] Huang Qiubin, Jakob De Haan, and Bert Scholtens. 2019. "Analysing Systemic Risk in the Chinese Banking System". *Pacific Economic Review*, 24(2): 348 ~ 372.

[34] Islami M., and Kurz - Kim J. R. 2014. "A Single Composite Financial Stress Indicator and Its Real Impact in the Euro Area". *International Journal of Finance & Economics*, 19(3): 204 ~ 211.

[35] Oh D. H., and Patton A. J. 2018. "Time - Varying Systemic Risk: Evidence from a Dynamic Copula Model of CDS Spreads". *Journal of Business & Economic Statistics*, 36(2): 181 ~ 195.

[36] Patton A. J. 2006. "Modelling Asymmetric Exchange Rate Dependence". *International Economic Review*, 47(2): 527 ~ 556.

[37] Segoviano M. A., and Goodhart C. A. E. 2009. "Banking Stability Measures". *International Monetary Fund*.

[38] Xu S., In F., Forbes C., and Hwang, I. 2017. "Systemic Risk in the European Sovereign and Banking System". *Quantitative Finance*, 17(4): 633 ~ 656.

[39] 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.

[40] Zhou C. 2010. "Are Banks Too Big to Fail? Measuring Systemic Importance of Financial Institutions". *Measuring Systemic Importance of Financial Institutions*.

Measuring Systemic Risk of China's Banking Based on the Time – Varying Factor Copula Model

Wang Hui Liang Junhao

Abstract: The 2007 subprime crisis provides ample evidence of the inevitable consequences of systemic risk. The evidence has motivated researchers, academics, and regulators to recognize, measure, and prevent systemic risk. China's banking system occupies a very important place in its financial system. The banking system has a closer internal relationship and dependence structure than other financial sectors because of inter – bank borrowing, payment, and settlement. Therefore, studies that measure systemic risk in China's banking system, identify important and vulnerable systemic institutions, and prevent systemic financial risk are of great academic value and practical significance.

An accurate model of institutional dependence structures is required for measuring systemic risk. The model captures the spillover effect between institutions. Studies have shown that the financial system's dependence structure is asymmetric and nonlinear, and that interaction increases during financial crises. Many studies have proposed indicators to measure systemic risk, but they have some shortcomings. First, classic indicators such as MES and Co-VaR focus primarily on the relations between pairs of institutions or an individual firm and the market index. Consequently, they miss the dependency of the whole system. Second, network models based on tail risk can measure how institutions interact with each other in the system, but this kind of model is based on binary relations. Third, few studies focus on the balance of systemic importance and systemic vulnerability.

We apply the time – varying factor copula model, which analyzes the banking system's idiosyncrasy and interconnectedness to 14 listed Chinese banks' return data from 2007 to 2019. This approach is suitable for high dimensions, and it can capture fat – tailed, time – varying, asymmetric, and nonlinear characteristics. It analyzes the dynamic dependence between the individual bank and the system according to dynamic factor loadings. The unified framework established by the joint distribution of the banking system, we propose indicators of systemic risk in China's banking system. First, the joint probability of distress (JPD) can be used as a measure for the probability that a majority of the financial institutions are in default. In addition, the Systemic Vulnerability Degree (SVD) and Systemic Importance Degree (SID) can identify systemically important institutions and systemically vulnerable institutions. The two categories account for the overall and local dependencies of the banking system. These indicators account for the individual bank's idiosyncrasy, local and overall dependence, and fat – tailed and asymmetric characteristics of return data, capturing a range of information.

This study's research results in two findings. First, the relationship between banks and the banking system increases as risk increases. The joint probability of distress accurately identifies the 2008 subprime crisis, the 2013 "money shortage," and the 2015 stock market crash. The JPD shows that macro – prudential assessment lowers systemic risk and the 2018 – 2019 trade friction between China and US increases the risk.

Second, big – five banks are most systemic stable and city commercial banks are most vulnerable in the sample period. The systemic importance indicator (SID) shows that big – five banks are most affected by spillover during the sample period, which implies that big – five banks are not only "too big to fail" but also "too connected to fail".

Key words: Time – Varying Factor Copula; banking systemic risk; Joint Probability of Distress; Systemic Vulnerability Degree; Systemic Importance Degree