

系统性风险度量 CoES 的建模和检验^{*}

顾云 张栋浩 杜在超 黄在鑫

内容提要: 本文结合极值理论(Extreme Value Theory, EVT) 和新的动态混合 Copula(Dynamic Mixture Copula, DM-Copula) 函数, 提出了一种新的 CoES 估计方法 DM-Copula-EVT。在 EVT 建模中, 本文改进了阈值的选取方法以避免选择的主观性, 并提出了一系列新的动态混合 Copula 以更好地刻画金融市场日益复杂的尾部关联性。此外, 本文首次提出了检验 CoES 模型设定正确性的后验分析方法, 包括无条件覆盖性检验和条件覆盖性检验。将本文建模和检验方法应用于我国金融市场, 研究发现: 相对于传统使用的 t 分布, EVT 能更好地拟合指数的尾部分布; 新的动态混合 Copula 函数能更好地刻画金融部门与系统之间的复杂关联性。

关键词: 尾部风险; CoES; 极值理论; Copula; 后验分析

DOI: 10. 19343/j.cnki.11-1302/c.2022. 01. 010

中图分类号: C81 **文献标识码:** A **文章编号:** 1002-4565(2022) 01-0132-14

Modeling and Backtesting CoES for Systemic Risk Measure

Gu Yun Zhang Donghao Du Zaichao Huang Zaixin

Abstract: In this paper, a new CoES estimation method DM-copula-EVT is proposed by combining extreme value theory (EVT) and the new dynamic mixture copula (DM-copula). In the modeling of EVT, this paper improves the threshold selection method to avoid the subjectivity of selection, and proposes a series of new dynamic mixture copulas to better describe the complex tail correlation of financial markets. In addition, this research proposes a rigorous backtesting framework for CoES for the first time, including unconditional coverage test and conditional coverage test. Applying the modeling and backtesting methods to China's financial market, we find that EVT can better fit the tail distribution of financial market indices than the traditional t distribution, and new dynamic mixture copulas can better describe the complex correlation between the financial sector and financial system.

Key words: Tail Risk; CoES; EVT; Copula; Backtesting

一、引言

系统性风险受到我国监管层和社会各界的关注, 党的十九大报告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; 2017 年中央经济工作会议进一步将防范化解重大风险列为三大攻坚战之首, 并明确“重点是防控金融风险”; 2021 年中央经济工作会议提出要正确认识和把握防范化解重大风险, 完善金融风险处置机制。传统的基于单一金融机构的微观审慎监管模式已无法充分应对此类风险事件发生, 针对系统性风险(Systemic Risk) 的宏观审慎监管模式越来越受到重

^{*} 基金项目: 中央高校重大基础理论项目“系统性风险的建模和检验”(JBK171117); 国家自然科学基金青年项目“中国家庭债务风险的生成机理、风险评估与防范机制研究”(72003155); 教育部人文社会科学青年科学基金“基于条件概率密度的系统性风险传染模型及应用研究”(16YJC790034); 国家自然科学基金面上项目“金融风险度量的后验分析与建模”(72173029)。

视,由此也产生了大量系统性风险测量方法的相关研究。

Adrian 和 Brunnermeier(2016)首次提出了条件在险价值(Conditional Value at Risk, CoVaR)的概念用于测度金融机构的系统性风险贡献,CoVaR 定义为当金融机构 i 处于危机($r_{i,t} = VaR_{\alpha,t}^i$) 状态时整个金融系统的在险价值,即 $\Pr(r_{j,t} \leq CoVaR_{\beta,t}^{i,\alpha} | \Omega_{t-1}, r_{i,t} = VaR_{\alpha,t}^i) = \beta$, 并利用分位数回归方法对其进行估计。CoVaR 自提出以来,得到了国内外学者的广泛应用。肖璞等(2012)利用 CoVaR 方法测度了我国上市商业银行之间的风险溢出效应以及单个银行对整个银行系统的系统性风险贡献。白雪梅和石大龙(2014)应用该方法测度了我国公开上市的包含银行、保险、证券、信托等 27 家金融机构在 2008—2013 年间的系统性风险。刘晓星等(2011)利用极值理论(Extreme Value Theory, EVT) 和 Copula 相依结构函数构建了 EVT-Copula-CoVaR 模型,研究了美国股票市场对英国、法国、中国等股票市场的风险溢出效应。沈悦等(2014)利用 GARCH-Copula-CoVaR 模型测度了我国金融业的系统性风险溢出效应。Mensi 等(2017)利用 CoVaR 研究了石油与股票市场在行情上行和行情下行时的短期溢出效应与长期溢出效应。针对 Adrian 和 Brunnermeier(2016)方法存在的“没有考虑更为严重的尾部风险情形”“不满足对相依结构参数的一致性特征”等缺陷, Girardi 和 Ergün(2013)改进了关于 CoVaR 的定义,将条件事件改为 $r_{i,t} \leq VaR_{\alpha,t}^i$ 。

CoVaR 模型虽然应用范围较广,但不满足次可加性,也未考虑尾部风险,因此本文使用条件期望损失(Conditional Expected Shortfall, CoES)进行建模与检验。本文所定义的 $CoES_{\beta,t}^{j,\alpha}$ 是指系统 j 的损失超过 $CoVaR_{\beta,t}^{j,\alpha}$ 部分的平均值,与现有文献不同。Adrian 和 Brunnermeier(2016)、张冰洁等(2018)的定义是基于 $r_{i,t} = VaR_{\alpha,t}^i$ 而不是 $r_{i,t} \leq VaR_{\alpha,t}^i$, 李政等(2019)考虑的是系统 j 整个分布的平均值。通过比较可以发现,本文定义方法能更好地刻画市场的尾部风险。

本文结合极值理论(EVT)和新的动态混合 Copula 函数(Dynamic Mixture Copula, DM-Copula),提出了一种新的 CoES 估计方法,即 DM-Copula-EVT 方法。首先,利用 EVT 对收益序列标准化误差项边际分布的尾部分布进行建模,并通过新的阈值选取方法保证 EVT 所需阈值的精确性,确保尾部分布参数估计的稳定性;其次,本文提出新的动态混合 Copula 函数充分捕捉市场之间复杂的尾部相关性,灵活产生变量之间的二元联合分布。现有文献中关于 CoES 模型的估计方法相对较少, Karimalis 和 Nomikos(2018)采用了静态 Copula 加上 skewed t 边际分布的方法,张冰洁等(2018)采用的是分位数回归法与历史模拟法,李政等(2019)采用的是 BEKK-MGARCH 方法。与这些方法相比,本文提出的 DM-Copula-EVT 方法更为稳健和灵活。一方面, EVT 作为研究极端事件分布特征的理论,能够很好地拟合收益序列的尾部分布,是度量市场风险极端情形下的有效方法;另一方面,由于金融部门之间的相关性在市场极端状况下往往错综复杂,呈现出非线性、非对称性、时变性等特征,本文新提出的动态混合 Copula 函数能更好地刻画这些特性。

此外,为检验模型设定正确与否,本文提出针对 CoES 模型的后验分析方法用于样本外预测评估。具体地,通过构造累积联合碰撞序列(Cumulative Joint Violation Sequence)提出了一套完整的无条件覆盖(Unconditional Coverage)和条件覆盖(Conditional Coverage)检验。Banulescu 等(2020)为了对 CoVaR 模型进行后验分析构造了联合碰撞序列(Joint Violation Sequence),由于 CoES 是对 CoVaR 的尾部进行积分,本文联想到利用累积联合碰撞序列对 CoES 进行后验分析。同时,本文提出的无条件覆盖和条件覆盖检验也是将 Du 和 Escanciano(2017)中 ES 后验分析方法向 CoES 的推广。总之,后验分析是检验 CoES 度量准确性及其实际应用价值的重要步骤,理论推导和蒙特卡洛模拟结果也表明,本文提出的后验分析方法可用于检验 DM-Copula-EVT 模型估计 CoES 的正确性。

在实证分析中,本文将 DM-Copula-EVT 方法应用于 2007 年 1 月 10 日至 2018 年 1 月 10 日我国标普 A 股全市场金融指数、商业银行指数、保险指数和多样金融指数(含证券和信托等其他金融

机构,简称其他)。尾部分布拟合图表明 EVT 理论能很好地刻画收益率标准化误差的尾部分布,严格的后验分析表明 DM-Copula-EVT 方法计算出的 CoES 能通过无条件覆盖和条件覆盖检验,而传统的 DM-Copula-t 模型则无法通过检验。相比于静态 Copula,本文提出的动态混合 Copula 能更好地刻画分布的尾部关联性。特别地,DM-Copula-EVT 方法计算出的 CoES 能够很好地捕捉国内外重大金融危机事件,比如 2008 年国际金融危机、2010 年欧洲主权债务危机、2013 年 6 月银行间市场资金面紧张引发的“钱荒”以及 2015 年 6 月我国 A 股市场崩盘等。

值得指出的是,本文 DM-Copula-EVT 建模方法还可以用在其他系统性风险度量上,比如 Acharya 等(2012)提出的边际期望损失(Marginal Expected Shortfall, MES)、Brownlees 和 Engle(2017)提出的 SRISK 以及 Banulescu 和 Dumitrescu(2015)提出的成分期望损失(Component Expected Shortfall, CES),国内学者也利用这些系统性风险度量做了大量应用,如范小云等(2011)、梁琪等(2013)、张天顶和张宇(2018)。

二、CoES 建模

本部分给出基于 DM-Copula-EVT 方法的 CoES 模型。首先,本文给出系统性风险度量 CoES 和 ΔCoES 的定义,然后阐述 DM-Copula-EVT 建模的具体过程。在边际分布建模中,本文采用 EVT 对 GARCH 标准化误差进行建模,改进了 EVT 的阈值选取方法,并提出了一系列新的动态混合 Copula 函数来连接几个边际分布。进行方法介绍之前,首先引入一些符号。假设 $r_{i,t} = \sigma_{i,t} z_{i,t}$ 表示时刻 t 金融机构 i 的市场收益,其中 $\sigma_{i,t}, z_{i,t}$ 表示金融机构 i 市场收益的标准差和误差项。 $F_{i,j}(\cdot)$ 为 $z_{i,t}$ 和 $z_{j,t}$ 的联合累积分布函数(Joint Cumulative Distribution Function), $F_i(\cdot)$ 表示 $z_{i,t}$ 的边际累积分布函数。定义 $u_{i,t} = F_i(z_{i,t}), u_{j,t} = F_j(z_{j,t}), C_i(u_{i,t}, u_{j,t}; \Theta_{c,t})$ 表示 $z_{i,t}$ 和 $z_{j,t}$ 的 Copula 函数,其中 $\Theta_{c,t}$ 表示 Copula 中的参数。 Ω_{t-1} 表示 $t-1$ 时刻信息的集合。

(一) 尾部系统性风险 CoES

Adrian 和 Brunnermeier(2016)在提出 CoVaR 的基础上,初步提出了条件期望损失 CoES 的构想。尽管 CoVaR 被广泛用于系统性风险问题研究,但是和 VaR 类似,CoVaR 仍不具备次可加性,无法衡量整个尾部风险。相反,CoES 满足次可加性(Mainik 和 Schanning,2014),并且刻画了损益分布的整个尾部,衡量的是某一金融机构出现极端损失的条件下其他金融机构或系统可能遭遇的损失期望值,是一种比 CoVaR 更好的系统性风险度量方法。

本文首先给出 Girardi 和 Ergün(2013)中 CoVaR 的定义,该定义改进了 Adrian 和 Brunnermeier(2016)的 CoVaR 定义方法^①:

定义 1 (CoVaR): 当金融机构 i 在时刻 t 处于危机状态($r_{i,t} \leq VaR_{\alpha,t}^i$),金融机构(或系统) j 的 β 水平条件在险价值 CoVaR 满足以下公式:

$$\Pr(r_{j,t} \leq CoVaR_{\beta,t}^{j,\alpha} \mid \Omega_{t-1}, r_{i,t} \leq VaR_{\alpha,t}^i) = \beta \tag{1}$$

类似地,可以定义当金融机构 i 在时刻 t 处于正常状态($r_{i,t} \leq VaR_{0.5,t}^i$)时,金融机构(或系统) j 的 CoVaR:

$$\Pr(r_{j,t} \leq CoVaR_{\beta,t}^{j,0.5} \mid \Omega_{t-1}, r_{i,t} \leq VaR_{0.5,t}^i) = \beta \tag{2}$$

金融机构 i 对 j 的风险贡献程度,可以用如下的 ΔCoVaR 来刻画:

$$\Delta CoVaR_{\beta,t} = CoVaR_{\beta,t}^{j,\alpha} - CoVaR_{\beta,t}^{j,0.5} \tag{3}$$

接下来,给出 Karimalis 和 Nomikos(2018)改进的 CoES 的定义,具体如下。

① 参见王锦阳等(2018)第 6 页。

定义 2(CoES): 当金融机构 i 在时刻 t 处于危机状态时, 金融机构(或系统) j 的 β 水平 CoES 定义为

$$CoES_{\beta,t}^{j,\alpha} = E(r_{j,t} | \Omega_{t-1}, r_{j,t} \leq CoVaR_{\beta,t}^{j,\alpha}, r_{i,t} \leq VaR_{\alpha,t}^i) \quad (4)$$

类似地, 可以定义金融机构在时刻 t 处于正常状态下的 CoES 和风险贡献程度 $\Delta CoES$:

$$CoES_{\beta,t}^{j,0.5} = E(r_{j,t} | \Omega_{t-1}, r_{j,t} \leq CoVaR_{\beta,t}^{j,0.5}, r_{i,t} \leq VaR_{0.5,t}^i) \quad (5)$$

$$\Delta CoES_{\beta,t} = CoES_{\beta,t}^{j,\alpha} - CoES_{\beta,t}^{j,0.5} \quad (6)$$

(二) 边际分布 EVT 建模

1. GARCH 和 GPD 分布。

在利用 EVT 进行建模之前, 先采用 GARCH 模型对标准差 σ_t 进行建模, 由此刻画金融机构与金融系统序列所具有的“尖峰厚尾”和“波动率聚集”现象。具体来说, 假设:

$$r_t = \varepsilon_t \quad (7)$$

$$\varepsilon_t = \sigma_t z_t \quad (8)$$

$$\sigma_t^2 = \omega + \beta_1 \cdot \varepsilon_{t-1}^2 + \beta_2 \cdot \sigma_{t-1}^2 \quad (9)$$

接下来, 采用 EVT 对 GARCH 标准化误差 z_t 进行建模。EVT 认为几乎所有常见的连续分布的上尾和下尾都可以用广义帕累托分布(General Pareto Distributions, GPD) 来近似^①。因而 z_t 的累积分布函数可由如下函数来近似:

$$F(x) = \begin{cases} \frac{N_l}{N} \left(1 + \xi_l \frac{x - u_l}{\beta_l} \right)^{-1/\xi_l}, & x < u_l \\ \text{ecdf}(x), & u_l \leq x < u_r \\ 1 - \frac{N_r}{N} \left(1 + \xi_r \frac{x - u_r}{\beta_r} \right)^{-1/\xi_r}, & x \geq u_r \end{cases} \quad (10)$$

其中, u_l 表示累积分布下尾分布的阈值, u_r 表示上尾分布的阈值; N_l 是样本中小于阈值 u_l 的观测数, N_r 是样本中大于或者等于阈值 u_r 的观测数, N 是样本观测数; ξ_l 和 β_l 分别是下尾分布的形状和尺度参数, ξ_r 与 β_r 分别是上尾分布的形状和尺度参数; $\text{ecdf}(x)$ 是 z_t 在区间 $u_l < x < u_r$ 的经验分布函数。

2. 阈值选取。

阈值选取是 EVT 建模的一个关键问题。阈值过于极端会使得样本中超出阈值的数据量过少, 容易导致估计量的方差过大; 相反, 阈值过于保守则易产生有偏估计量。现有文献大多利用经验法则和 Hill Plot 图形法确定阈值, DuMouchel(1983) 认为选取 10% 左右的数据作为极值可以使得 GPD 拟合效果较好, Scarrott 和 MacDonald(2012) 提出超额数范围应该处于样本总数的 10%~15% 之间, 杨青等(2010) 采用 Hill Plot 和平均超额函数等方法确定阈值, Caeiro 和 Gomes(2015) 利用蒙特卡洛模拟法和均方误差确定出相应的阈值。总体上, 经验法则和 Hill Plot 图形法太过主观, 得到的阈值并不精确, 而蒙特卡洛模拟法虽然在一定程度上降低了阈值确定的主观性, 但是极值分布类型的预先假定及蒙特卡洛模拟过程无疑增加了模型风险和计算复杂度。

为克服以上阈值选取方法的缺陷, 本文提出了新的阈值选取方法, 具体步骤如下。

第一步, 结合经验法则和 Hill Plot 图形法, 预先确定阈值选取的合理范围。DuMouchel(1983) 提出了 10% 的阈值选取经验法则, 即以超出阈值个数占总样本数的 10% 初步判断阈值大小。此

^① 参见 Embrechts 等(1999) 的定理 3.4.13。

处,本文结合 Hill plot 确定阈值,使得超出阈值的比例在 10% ~ 15%之间。

第二步,利用 Northrop 等(2017)提出的贝叶斯交叉验证法从合理范围内的阈值中选取最优阈值。具体地,利用二项广义帕累托分布 $BGP(p_u, \beta, \xi)$ 在极端风险下的预测能力,以特定验证阈值 v 和一定范围内的候选阈值 u 之间的交叉验证密度函数的极大似然值为度量标准,从候选阈值中选取最优阈值。其中,二项广义帕累托分布 $BGP(p_u, \beta, \xi)$ 是指超过阈值的极端值服从广义帕累托分布,极端值的个数服从二项式分布;交叉验证密度函数为 $f_v(x_r | x_{(r)}, u) = \int f_v(x_r | \theta, x_{(r)}) \pi_u(\theta | x_{(r)}) d\theta$, $x_{(r)}$ 表示训练阈值下的训练数据, x_r 表示验证阈值下的验证数据,极大似然值则为 $T_v(u) = \sum_{r=1}^n \log\{f_v(x_r | x_{(r)}, u)\}$ 。

第三步,利用 Kolmogorov-Smirnov(KS)、Cramer-von Mises(CvM)和 Anderson-Darling(AD)统计量对阈值确定后的 GPD 分布进行拟合优度检验,用以比较不同阈值选取方法的优劣。其中,KS 和 CvM 统计量是常用的拟合优度检验方法,AD 统计量通过给与尾部分布观测值更多的权重,使其比 CvM 统计量更易监测极端值。

相比于传统方法,本文阈值选取方法具有如下几个优势:一是可选择性,传统的选取阈值的方法大都采用 DuMouchel(1983)提出的 10%的原则,即依据超出阈值个数占总样本数的 10%原则来确定阈值,而本文方法能够从候选阈值中进行最优选择,扩大了阈值的可选择性;二是客观性,传统方法主要利用经验法则或 Hill Plot 图形法进行阈值确认,这种做法显得过于主观,而本文方法中的交叉验证机制能够更加客观地选取最优阈值;三是严格的可验证性,传统方法主要通过分布诊断图对选取阈值后的 GPD 分布进行验证,容易造成验证误差,而本文利用多种统计量对阈值进行了更加严格的检验,更能够客观地反映所选阈值的可靠性。

(三) Copula 函数

本节将提出一系列新的动态混合 Copula 函数来连接边际分布。由于单个 Copula 函数往往不能充分刻画金融市场复杂的尾部相关性,Hu(2006)和 Eckernkemper(2018)提出了如下静态混合 Copula 函数:

$$GC(u_j, u_i, \varphi_C, \delta_C) = wC_C(u_j, u_i, \varphi_C) + (1 - w)C_C(u_j, u_i, \delta_C) \tag{11}$$

$$rGrC(u_j, u_i, \varphi_C, \delta_{rC}) = wC_{rC}(1 - u_j, 1 - u_i, \varphi_{rC}) + (1 - w)C_{rC}(1 - u_j, 1 - u_i, \delta_{rC}) \tag{12}$$

$$GrG(u_j, u_i, \varphi_C, \varphi_{rC}) = wC_C(u_j, u_i, \varphi_C) + (1 - w)C_{rC}(1 - u_j, 1 - u_i, \varphi_{rC}) \tag{13}$$

$$CrC(u_j, u_i, \delta_C, \delta_{rC}) = wC_C(u_j, u_i, \delta_C) + (1 - w)C_{rC}(1 - u_j, 1 - u_i, \delta_{rC}) \tag{14}$$

其中, r 表示 rotated(180 度旋转),下标 G 表示 Gumbel Copula,下标 C 表示 Clayton Copula, φ_C 和 δ_C 表示 Gumbel 和 Clayton Copula 的参数, φ_{rC} 和 δ_{rC} 表示 rotated Gumbel 和 rotated Clayton 的参数, w 则表示混合 Copula 的权重。

考虑到尾部相关性可能会随时间变化,本文基于上述静态混合 Copula 并借鉴 Patton(2006)的思想,构造了如下 4 个动态混合 Copula: Dynamic Mixture Gumbel Clayton Copula(DM-GC)、Dynamic Mixture rotated Gumbel rotated Clayton Copula(DM-rGrC)、Dynamic Mixture Gumbel rotated Gumbel Copula(DM-GrG)以及 Dynamic Mixture Clayton rotated Clayton Copula(DM-CrC)。以 DM-GC 为例,假设其参数 φ_C, δ_C, w 随时间变化的动态方程如式(15)~(17)所示:

$$\varphi_{C,t} = 1 + \left(\omega_C + \alpha_C \varphi_{C,t-1} + \beta_C \times \frac{1}{q} \sum_{m=1}^q |u_{j,t-m} - u_{i,t-m}| \right)^2 \tag{15}$$

$$\delta_{C,t} = \left(\omega_C + \alpha_C \delta_{C,t-1} + \beta_C \times \frac{1}{q} \sum_{m=1}^q |u_{j,t-m} - u_{i,t-m}| \right)^2 \tag{16}$$

$$w_t = \Lambda \left(\omega_w + \alpha_w w_{t-1} + \beta_w \times \frac{1}{q} \sum_{m=1}^q |u_{j,t-m} - u_{i,t-m}| \right)^2 \quad (17)$$

其中, $\Lambda(x) \equiv (1 - e^{-x}) / (1 + e^{-x})$ 。类似地, 可以给出其他 3 个动态混合 Copula 函数的参数动态变化方程。除了上述 4 个静态和 4 个动态混合 Copula 之外, 本文还考虑了 7 个静态 Copula 函数 (Normal、Student t、Gumbel、Clayton、rotated Gumbel、rotated Clayton 和 SJC), 以及 4 个动态 Copula 函数 (Dynamic Normal、Dynamic Student t、Dynamic rotated Gumbel 和 Dynamic SJC)。最后通过 AIC、BIC 信息准则以及 Copula 函数拟合优度检验, 从这 19 个 Copula 函数中选出最优的 Copula。

(四) 基于 EVT-Copula 模型估计 CoES 和 Δ CoES

基于上文中的 EVT 边际分布和 Copula 函数, 本节给出模型的估计方法并推导出 CoES 和 Δ CoES 的计算公式。首先, 采用三步极大似然估计法来估计模型。第一步, 使用学生 t 准极大似然估计来估计 GARCH 模型中的参数, 并得到标准化残差项 $\hat{z}_{i,t}$ 和 $\hat{z}_{j,t}$; 第二步, 依据式 (10) 分别估计 $z_{i,t}$ 和 $z_{j,t}$ 的累积分布函数, 具体地, 本文先按照第 (二) 部分所述方法选取阈值, 然后利用极大似然估计法来估计分布 (10) 中的参数, 进而得到 $\hat{u}_{i,t} = F_i(\hat{z}_{i,t})$ 和 $\hat{u}_{j,t} = F_j(\hat{z}_{j,t})$; 第三步, 采用极大似然估计得到 Copula 中的未知参数估计值 $\hat{\Theta}_{c,t}$ 。

然后, 基于上文式 (1) ~ (17) 以及一些基本假定, 推导出 CoES 和 Δ CoES 的计算公式。由于 CoES 和 Δ CoES 是在 CoVaR 的基础之上推导出来的, 因此本文先给出 CoVaR 的计算公式。当金融机构 i 处于危机状态时, 金融机构 (或系统) j 的 β 水平条件风险值 $CoVaR_{\beta,t}^{i,\alpha}$ 可以表示为:

$$CoVaR_{\beta,t}^{i,\alpha} = \mu_j + \sigma_{j,t} F_j^{-1} (C_u^{-1} (\alpha\beta; \alpha, \Theta_{c,t})) \quad (18)$$

其中, $C_u^{-1} (\alpha\beta; \alpha, \Theta_{c,t})$ 表示 $C_t (u_{j,t}, \alpha; \Theta_{c,t})$ 对第一个变量 $u_{j,t}$ 的逆函数。同样地, 当金融机构 i 处于正常状态时 ($\alpha = 0.5$), 金融机构 (或系统) j 的 β 水平条件风险值 $CoVaR_{\beta,t}^{i,0.5}$ 可以表示为:

$$CoVaR_{\beta,t}^{i,0.5} = \mu_j + \sigma_{j,t} F_j^{-1} (C_u^{-1} (0.5\beta; 0.5, \Theta_{c,t})) \quad (19)$$

进而, 有:

$$CoES_{\beta,t}^{i,\alpha} = \frac{1}{\beta} \int_0^\beta CoVaR_{z,t}^{i,\alpha} dz = \mu_j + \sigma_{j,t} \frac{1}{\beta} \int_0^\beta F_j^{-1} (C_u^{-1} (\alpha z; \alpha, \Theta_{c,t})) dz \quad (20)$$

$$CoES_{\beta,t}^{i,0.5} = \frac{1}{\beta} \int_0^\beta CoVaR_{z,t}^{i,0.5} dz = \mu_j + \sigma_{j,t} \frac{1}{\beta} \int_0^\beta F_j^{-1} (C_u^{-1} (0.5z; 0.5, \Theta_{c,t})) dz \quad (21)$$

$$\Delta CoES_{\beta,t} = CoES_{\beta,t}^{j,\alpha} - CoES_{\beta,t}^{i,0.5} \quad (22)$$

三、CoES 后验分析

为检验模型设定正确与否, 一种较好的做法是进行样本外预测评估, 这在风险管理领域称为后验分析。本文通过构造累积联合碰撞序列提出了一套完整的无条件覆盖和条件覆盖检验用于 CoES 模型的后验分析。

Banulescu 等 (2020) 利用如下联合碰撞序列对 CoVaR 模型进行后验分析:

$$h_t (\alpha, \beta, \theta_0) = 1 ((r_{j,t} \leq CoVaR_{\beta,t}^{j,\alpha}) \cap (r_{i,t} \leq VaR_{\alpha,t}^i)) \quad (23)$$

其中, θ_0 是 CoVaR 模型中所有未知参数, $1(\cdot)$ 是示性函数。如果 CoVaR 模型设定正确, 那么对于 $\beta \in [0, 1], \{ [h_t (\alpha, \beta, \theta_0) - \alpha\beta | \Omega_{t-1}] \}_{t=1}^\infty$ 应该是一个鞅差序列。

注意到 $CoES_{\beta,t}^{j,\alpha} = \frac{1}{\beta} \int_0^\beta CoVaR_{z,t}^{j,\alpha} dz$, 而为检验 CoES 设定正确与否, 本文考虑 h_t 的积分, 即如下累积联合碰撞序列:

$$H_t(\alpha, \beta, \theta_0) = \frac{1}{\beta} \int_0^\beta h_t(\alpha, \kappa, \theta_0) d\kappa \tag{24}$$

依据 Fubini 定理可以推导出 $H_t(\alpha, \beta, \theta_0)$ 是均值为 $\alpha\beta/2$ 的伯努利变量, 并可以推断出 $\{H_t(\alpha, \beta, \theta_0) - \alpha\beta/2\}_{t=1}^\infty$ 也应该为鞅差序列。可以用如下公式计算 H_t :

$$\begin{aligned} H_t(\alpha, \beta, \theta_0) &= \frac{1}{\beta} 1(r_{i,t} \leq VaR_{i,t}^\alpha(\theta_0)) \times \int_0^\beta 1(r_{j,t} \leq CoVaR_{z,t}^{j,\alpha}(\theta_0)) dz \\ &= \frac{1}{\beta} 1(u_{ii} \leq \alpha) \times \int_0^\beta 1(u_{ji} \leq z) dz \\ &= \frac{1}{\beta} (\beta - u_{ji}) 1(u_{ji} \leq \beta) 1(u_{ii} \leq \alpha) \end{aligned} \tag{25}$$

其中, $u_{ii} = F_i(r_{i,t} | \theta_0, \Omega_{t-1})$ 表示给定条件 Ω_{t-1} 下 $r_{i,t}$ 的累积分布函数, $u_{ji} = F_{r_{j,t} | r_{i,t} \leq VaR_{i,t}^\alpha}(r_{j,t} | \theta_0, \Omega_{t-1})$ 表示在 $r_{i,t} \leq VaR_{i,t}^\alpha$ 的条件下 $r_{j,t}$ 的累积分布函数。 $\{u_{ii}\}_{i=1}^\infty$ 和 $\{u_{ji}\}_{i=1}^\infty$ 是服从 $U[0, 1]$ 的独立同分布序列, H_t 则不依赖于 $r_{i,t}$ 和 $r_{j,t}$ 的分布形式(Distribution-free)。

由于涉及到未知参数 θ_0 的估计, 本文把样本分成两部分, 样本内部分 $t = -T - 1, \dots, 0$ 和样本外部分 $t = 1, \dots, n$, 使用样本内部分估计参数, 得到 θ_0 的一致估计量 $\hat{\theta}_T$, 进而计算 $H_t(\alpha, \beta, \hat{\theta}_T) = \frac{1}{\beta} (\beta - \hat{u}_{ji}) 1(\hat{u}_{ji} \leq \beta) 1(\hat{u}_{ii} \leq \alpha)$, 然后用样本外观测值对 CoES 模型进行后验分析。

接下来, 本文构造如下无条件覆盖检验和条件覆盖检验。

无条件覆盖检验(Unconditional Coverage): 如果尾部系统性风险 CoES 模型设定正确, 那么累积联合碰撞序列 H_t 满足

$$E[H_t(\alpha, \beta, \theta_0) - \alpha\beta/2 | \Omega_{t-1}] = 0 \tag{26}$$

注意到 $H_t(\alpha, \beta, \theta_0)$ 的方差是 $\alpha\beta(1/3 - \alpha\beta/4)$, 由此构造出如下无条件覆盖检验统计量:

$$U_{CoES} = \frac{\sqrt{n}(\bar{H}_t(\alpha, \beta, \hat{\theta}_T) - \alpha\beta/2)}{\sqrt{\alpha\beta(1/3 - \alpha\beta/4)}} \tag{27}$$

其中, $\bar{H}_t(\alpha, \beta, \hat{\theta}_T) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n H_t(\alpha, \beta, \hat{\theta}_T)$ 是 $\{H_t(\alpha, \beta, \hat{\theta}_T)\}_{i=1}^n$ 的样本均值。

定理 1 在附录 A 中的假设 A0~A4 下, $U_{CoES} \xrightarrow{d} N(0, 1)$ ①。

条件覆盖检验(Conditional Coverage): 如果尾部系统性风险 CoES 模型设定正确, 那么累积联合碰撞序列 H_t 的 m 阶的自相关系数 $\rho_1 = \rho_2 = \dots = \rho_m = 0$ 成立。

$$\rho_j = \frac{\gamma_j(\hat{\theta}_T)}{\gamma_0(\hat{\theta}_T)}, \gamma_j(\hat{\theta}_T) = \frac{1}{n-j} \sum_{i=1+j}^n (H_t(\alpha, \beta, \hat{\theta}_T) - \alpha\beta/2) (H_{t-j}(\alpha, \beta, \hat{\theta}_T) - \alpha\beta/2) \tag{28}$$

由此, 构造如下条件覆盖检验统计量:

$$C_{CoES}(m) = n \sum_{j=1}^m \hat{\rho}_j^2 \tag{29}$$

其中, $\hat{\rho}_j(\hat{\theta}_T) = \frac{\hat{\gamma}_j(\hat{\theta}_T)}{\hat{\gamma}_0(\hat{\theta}_T)}$, $\hat{\gamma}_j(\hat{\theta}_T) = \frac{1}{n-j} \sum_{i=1+j}^n (H_t(\alpha, \beta, \hat{\theta}_T) - \alpha\beta/2) (H_{t-j}(\alpha, \beta, \hat{\theta}_T) - \alpha\beta/2)$ 。

① 因篇幅所限, 定理 1 和定理 2 的假设、推导过程以及蒙特卡洛模拟结果以附录 A 展示, 见《统计研究》网站所列附件。下同。

定理 2 在附录 A 中的假设 A0~A4 下, $C_{CoES} \xrightarrow{d} \chi_m^2$ 。

定理 1 和定理 2 分别给出了无条件覆盖和条件覆盖检验的渐进极限分布。为了评估本文后验分析方法的有限样本表现, 本文进行蒙特卡洛模拟。模拟的设定和结果报告在附录 C 中^①。模拟结果表明: 在模型设定正确的情况下, 无条件覆盖检验和条件覆盖检验拒绝原假设的比例, 即检验的 size, 与名义显著水平比较接近。尤其当 n/T 较小时, 检验统计量受估计风险的影响较小; 在大部分备择假设的情况下, 检验统计量拒绝原假设的比例, 即检验的 power, 也相对较高。模拟结果总体上验证了本文检验的合理性。

四、实证分析

本部分将 DM-Copula-EVT 模型应用于我国股票指数数据, 检验 CoES 模型设定, 并分析我国不同金融部门对金融市场的尾部系统性风险溢出效应。本文结合新阈值选取方法的 EVT 能较好地刻画收益率标准化误差的尾部分布, 新提出的动态混合 Copula 函数能更好地刻画分布的尾部关联性, 利用 DM-Copula-EVT 方法计算出的 CoES 也通过了无条件覆盖和条件覆盖检验, 并且能很好地捕捉国内外发生的重大金融危机事件。

(一) 数据来源及描述统计

本文利用 Wind 数据库, 选取 2007 年 1 月 10 日至 2018 年 1 月 10 日期间我国标普 A 股全市场金融业指数、商业银行指数、保险指数、多样金融指数(含证券和信托等其他金融机构)的日对数收益率进行实证分析^②。其中, 全市场金融指数日对数收益率代表我国金融系统的整体收益, 另外三个指数分别表示银行部门、保险部门、其他多个金融部门的收益。2007 年 1 月 10 日至 2015 年 12 月 31 日期间数据用于样本内参数估计, 2016 年 1 月 1 日至 2018 年 1 月 10 日期间数据用于样本外预测。

表 1 汇报了样本内各指数收益率的描述性统计结果, 包括均值、方差、偏度、峰度等统计量。就样本内区间而言, 除金融市场指数表现出明显的“左偏”之外, 其余金融部门指数没有表现出明显的“有偏”性; 同时, 所有指数的超峰值系数均显著大于 0, 即 4 类指数收益率均表现出“尖峰、厚尾”的分布特征。Jarque-Bera 检验结果还表明, 在 1% 的显著性水平下所有指数收益率均不服从正态分布。

表 1 样本内 A 股全市场金融指数及各金融部门指数收益率的描述统计

指数	均值	最大值	最小值	标准差	偏度	峰度	JB 检验
市场	0.031	9.517	-9.551	2.163	-0.265***	5.528***	0.000
银行	0.021	9.547	-10.502	2.196	-0.037	6.024***	0.000
保险	0.006	9.544	-10.536	2.601	-0.047	5.197***	0.000
其他	0.035	9.554	-10.535	3.023	-0.050	4.623***	0.000

注: 最后一列汇报了 Jarque-Bera 检验的 p 值, *、**、*** 分别代表 10%、5% 和 1% 的显著性水平, 下同。

(二) 边际分布建模

1. GARCH 估计结果。

表 2 汇报了 GARCH(1,1) 模型的参数估计值、误差项 z_t 以及误差平方项 z_t^2 的 Lung-Box 检验。结果表明, 在 5% 的检验水平下, 除了其他多样金融指数(简称其他)滞后期为 10 的残差项以及银行指数滞后期为 10 的残差平方项存在显著的自相关性之外, 无论是滞后期为 5 还是滞后期为 10,

① 因篇幅所限, 蒙特卡洛模拟的设定和结果以附录 C 展示。

② 该指数来源于 Wind 数据库, 由标准普尔公司根据全球行业分类标准(GICS)对我国 A 股市场股票进行划分, 并利用市值加权方法构建的。

其余指数的残差项以及残差平方项都不存在显著的自相关性。由此可知,GARCH(1,1)整体上对各金融指数条件方差拟合较好,为后续利用 EVT 进行尾部分布建模奠定了基础。

表 2 GARCH(1,1) 模型的参数估计结果

		市场	银行	保险	其他
	ω	0.019 [*] (0.060)	0.016 (0.066)	0.036 [*] (0.034)	0.028 ^{**} (0.151)
	β_1	0.050 ^{***} (0.000)	0.058 ^{***} (0.000)	0.053 ^{***} (0.000)	0.048 ^{**} (0.000)
	β_2	0.948 ^{***} (0.000)	0.943 ^{***} (0.000)	0.944 ^{***} (0.000)	0.952 ^{***} (0.000)
Ljung-Box Test(z_t)	Q(5)	4.664 (0.458)	1.450 (0.918)	4.759 (0.445)	7.939 (0.159)
	Q(10)	17.087 (0.072)	11.011 (0.356)	12.712 (0.240)	28.416 ^{***} (0.006)
Ljung-Box Test(z_t^2)	Q(5)	7.167 (0.208)	10.039 (0.074)	1.009 (0.961)	1.849 (0.869)
	Q(10)	15.368 (0.119)	21.481 ^{**} (0.017)	4.916 (0.896)	14.939 (0.134)

注: 括号内汇报的是 p 值。

2. 阈值选取结果及新旧选取方法的比较。

利用前述阈值选取的步骤,结果如图 1 显示,当残差项次序统计量处于 200 至 330 之间时,各指数区间块内的 Hill 估计值基本处于稳定状态,由此可以初步确定候选阈值的范围大致处于第 200 至 330 次序统计量之间,此时超额数目占据了整个样本的 10%~15%;利用贝叶斯交叉验证法确定最优阈值,此时新方法下市场指数、银行指数、保险指数和其他金融机构指数超出最优阈值的样本量分别占据总样本的 15%、15%、14%以及 15%。

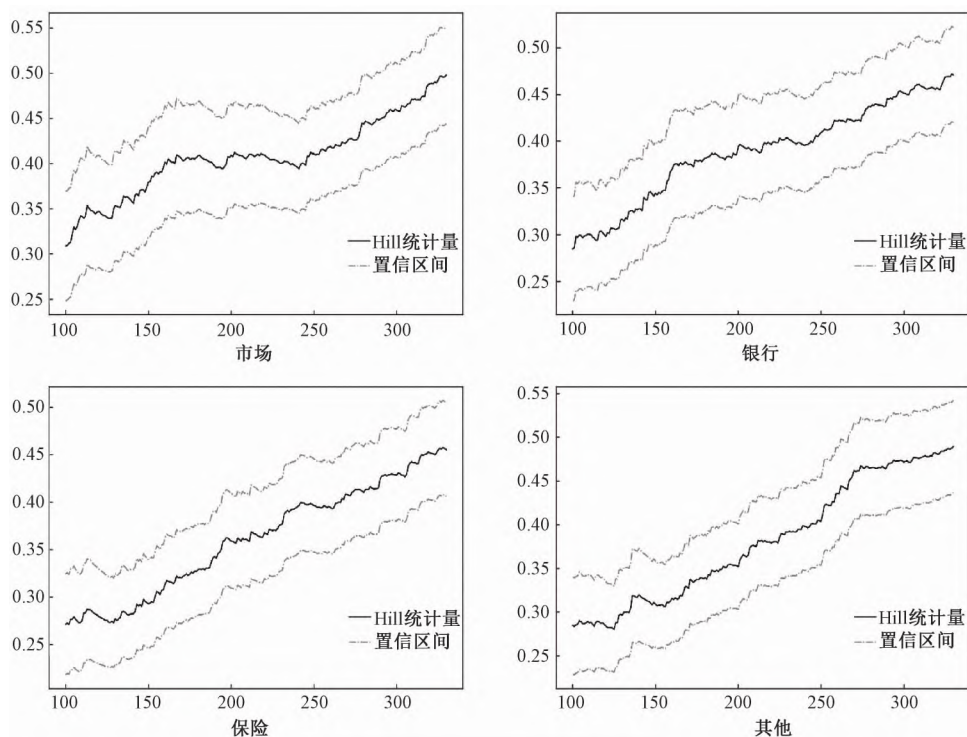


图 1 各金融指数的 Hill Plot

为了说明新的阈值选取方法的优越性和稳定性,本文分别采用传统方法与新方法确定阈值,并利用 KS、CvM、AD 统计量对阈值确定后的 GPD 分布进行拟合优度检验。根据经验法则,超出阈值的样本数应该占据总样本数的 10%~15%,由此分别按照超出阈值个数占总样本数的 10%、12% 和 14% 确定阈值,并对阈值选取后估计的 GPD 分布进行检验。传统方法下 GPD 分布是以经验法则确定阈值进行建模与参数估计,而新方法下 GPD 分布则是以估计出的阈值进行建模与参数估计,如果新方法确定出的阈值是正确的,那么统计检验应该不能拒绝阈值范围内 GPD 分布。比如市场指数的阈值是 15%,那么由此设定和估计的 GPD 分布对超出 10%、12% 或 14% 的观测数据也应是正确的。

表 3 汇报了传统方法与新方法下阈值选取过后 GPD 分布的拟合优度检验结果。从中可知,利用传统方法选取阈值得到的 GPD 分布未能通过 CvM 检验和 AD 检验,尤其是针对市场指数进行的 GPD 分布建模表现最差。但是利用新方法选取阈值得到的 GPD 分布都通过了 KS 检验、CvM 检验和 AD 检验。这说明,本文的新阈值选取方法不仅避免了阈值选择的主观性,而且在降低估计复杂度的前提下还能最大程度减少参数估计的不稳定性,同时 KS 等统计检验也表明本文阈值选取方法以及得到的尾部分布估计能够很好地拟合实际数据。

表 3 不同方法下阈值选取的统计检验

		KS			CvM			AD		
		10%	12%	14%	10%	12%	14%	10%	12%	14%
传统方法	市场	0.220	0.087	0.158	0.022**	0.002***	0.023**	0.015**	0.005***	0.000***
	银行	0.885	0.804	0.866	0.637	0.496	0.654	0.607	0.607	0.843
	保险	0.943	0.834	0.953	0.732	0.455	0.523	0.411	0.411	0.425
	其他	0.816	0.903	0.945	0.531	0.511	0.743	0.226	0.226	0.479
新方法	市场	0.524	0.307	0.124	0.509	0.347	0.232	0.511	0.390	0.851
	银行	0.701	0.949	0.579	0.907	0.984	0.617	0.445	0.896	0.425
	保险	0.856	0.520	0.589	0.878	0.801	0.710	0.383	0.433	0.699
	其他	0.489	0.756	0.963	0.536	0.793	0.946	0.940	0.652	0.647

注:表中汇报的是检验统计量的 p 值。传统方法,以 10%、12% 和 14% 确定阈值。例如 10% 时,超出 10% 的观测数据以 GPD 建模,其他观测数据以经验分布建模,然后进行参数估计,并以此估计出的参数对 GPD 分布进行统计检验。新方法,对于各个指数,分别用估计出的 15%、15%、14% 和 15% 作为阈值。例如市场指数以 15% 作为阈值,超过 15% 的观测数据以 GPD 建模,其他观测数据以经验分布建模,然后进行参数估计;最后,分别选取 10%、12% 和 14% 的观测数据对 GPD 分布进行统计检验,如果新方法确定出的阈值是正确的,那么统计检验应该不能拒绝阈值范围内的 GPD 分布设定。

(三) Copula 函数选择

表 4 汇报了金融系统与各部门指数收益率的最优 Copula 函数选择结果。为了能与传统方法进行比较,本文使用 Student t 分布来替代 GPD 分布对 z_t 的边际分布进行建模,从而得到一个 DM-Copula-t 模型。首先,以 AIC 信息准则为依据,从上文 19 种 Copula 函数中选取最优 Copula 函数。其次,考虑到参数数量会对估计函数的极大似然值产生影响,本文还利用 KS 和 CvM 统计量检验所选最优 Copula 函数的拟合程度,并基于 Patton (2013) 提出的半参数自助法确定了 5% 水平下统计量的临界值。

表 4 最优 Copula 选择及结果比较

	机构	最优 Copula	拟合优度检验			
			KS	5% 临界值	CvM	5% 临界值
GPD	银行	DM-Student	0.021	0.369	0.034	0.328
	保险	DM-GrG	0.022	0.034	0.079	0.281
	其他	DM-GrG	0.019	0.035	0.058	0.308
Student t	银行	DM-Student	0.042	0.033	0.582	0.325
	保险	DM-GrG	0.033	0.034	0.226	0.351
	其他	DM-GrG	0.032	0.035	0.268	0.340

注:利用 BIC 信息准则选取最优 Copula 函数可以得到相同的结论,表中汇报的是 KS 和 CvM 检验的统计量值,统计量大于 5% 临界值意味着需要拒绝原假设,即选取的 Copula 函数无法通过拟合优度检验。

结果显示,刻画金融市场与各金融部门之间的相关性需要利用动态 Copula 函数,尤其是刻画金融市场与保险部门、金融市场与其他金融部门之间的相关性需要利用动态混合 Copula 函数 DM-GrG Copula,这反映了静态 Copula 函数和单一形式的动态 Copula 函数在刻画金融市场复杂相关性上的不足。此外,拟合优度检验结果显示,基于 GPD 分布建模选取的 Copula 函数都通过了 KS 和 CvM 检验,而基于 Student t 分布建模选取的 Copula 函数在刻画金融市场与银行部门的相关性时无法通过相关检验,这说明只基于 AIC 信息准则选取最优 Copula 函数可能存在不足,且 DM-Copula-EVT 模型可以更好地刻画金融市场与部门之间的动态尾部相关性。

(四) CoES 后验分析结果

本文基于提出的后验分析工具,对估计 CoES 的新方法 DM-Copula-EVT 与传统方法 DM-Copula-t 进行比较,表 5 汇报了两种方法的后验分析结果。其中,除了常见的风险水平 $\beta = 0.05$ 外,还考虑了更加极端的情形 $\beta = 0.025$ 。从建模上而言,EVT 作为研究极端事件分布特征的理论,能够更好地拟合收益序列的尾部分布,是度量市场风险极端情形下的有效方法。

表 5 CoES 后验分析结果的比较

β 水平	统计量	DM-Copula-t(student t)			DM-Copula-EVT(GPD)		
		银行	保险	其他	银行	保险	其他
2.5%	U_{CoES}	0.000***	0.000***	0.000***	0.172	0.488	0.421
	$C_{CoES}(5)$	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000
	$C_{CoES}(10)$	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000
5%	U_{CoES}	0.000***	0.000***	0.000***	0.925	0.963	0.955
	$C_{CoES}(5)$	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000
	$C_{CoES}(10)$	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000

注:表中汇报了检验统计量的 p 值。

结果表明,在两种风险水平设定下,DM-Copula-EVT 模型估计得到的不同金融部门对金融市场的 CoES 均通过了无条件覆盖性以及条件覆盖性的检验,相反 DM-Copula-t 模型不能通过无条件覆盖性检验,这说明相比于传统的 DM-Copula-t 模型,DM-Copula-EVT 模型更适用于估计 CoES。此外,本文还将两种方法用于估计 CoVaR,发现当利用 DM-Copula-t 模型估计 CoVaR 时,所有市场组合均未能通过无条件覆盖性检验,并且大多数市场组合也未能通过条件覆盖检验;但利用 DM-Copula-EVT 模型估计 CoVaR,所有市场组合都通过条件覆盖检验,并且除了金融市场与保险这一组合外,其他市场组合也都通过了无条件覆盖检验,进一步证实了本文新方法的优势^①。总体而言,后验分析结果表明,本文提出的 DM-Copula-EVT 模型能更好地刻画和估计尾部系统性风险 CoES。

(五) 金融部门对系统性风险的贡献

1. 尾部系统性风险贡献的横截面特征。

表 6 汇报了样本内和样本外 $\Delta CoES$ 的横截面特征,反映了各金融部门对市场系统性风险的贡献。首先,三类金融部门 $\Delta CoES$ 的均值和中位数均为正数,这说明各类金融部门从正常状态向危机状态转变时都将显著提高金融市场的系统性风险。其次,不同金融部门对金融市场的风险溢出效应存在差异,无论是样本内还是样本外,银行的系统性风险都大于保险及其他金融部门,是造成我国金融系统性风险贡献的主要部门。

2. 尾部系统性风险贡献的时序特征。

在给出横截面特征的基础上,本文继续考察各金融部门对市场系统性风险溢出效应的时序特征,图 2 给出了各金融部门对市场 CoES 和 $\Delta CoES$ 的时间演变趋势。图中竖直虚线表示样本内和样本外的临界线,竖直实粗线表示近年来国内外重大金融事件的时刻点。从中可知,各金融部门对

① 因篇幅所限,CoVaR 的后验分析结果以附表 2 展示。

表 6 各金融部门系统性风险贡献值的横截面特征

ΔCoES	样本内			样本外		
	银行	保险	其他	银行	保险	其他
均值	12.482	11.681	11.743	7.156	6.674	6.604
标准差	4.503	4.166	4.217	2.660	2.517	2.529
最大值	27.980	24.617	25.129	16.170	15.355	15.253
最小值	5.234	5.081	4.051	4.422	4.379	2.073
中位数	11.552	10.905	10.905	6.335	5.913	5.777
偏度	0.759	0.755	0.763	1.868	1.906	1.817
峰度	2.843	2.825	2.838	5.539	5.681	5.464

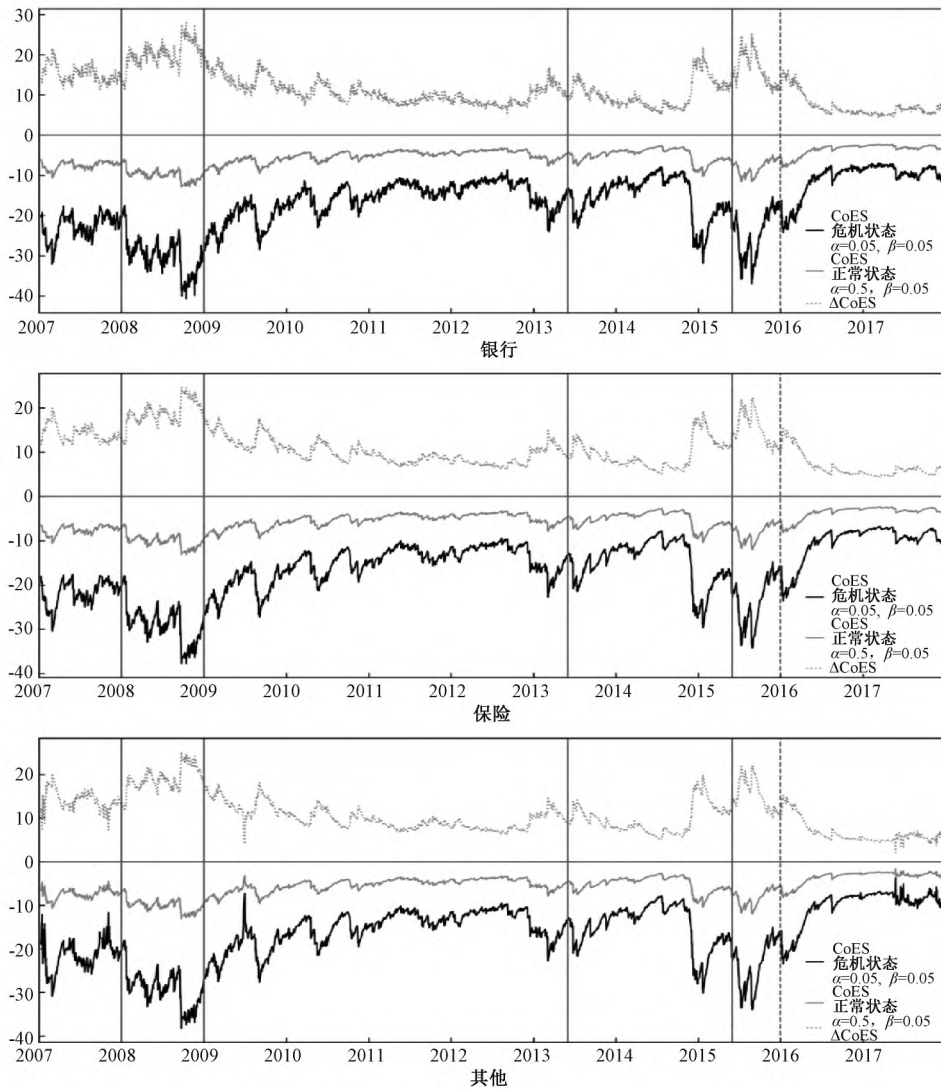


图 2 各部门与市场的 CoES 和 ΔCoES 时序演变图

市场系统性风险溢出的演变趋势大致相同,表明随着我国金融部门业务经营联系日益紧密,我国愈加需要以宏观审慎方式对各金融部门进行监管。具体出现如下 6 个特征时间段: ① 2008 年国际金融危机对我国金融部门造成严重负外部性,使得各金融部门对市场的 CoES 及 ΔCoES 显著提高; ② 2012 年下半年开始,受到欧洲主权债务危机持续恶化的影响,我国金融市场产生了阶段性剧烈反应,CoES 及 ΔCoES 也表现出上升的趋势; ③ 随后至 2013 年 6 月,受我国银行间市场资金面紧张引发的“钱荒”事件影响,CoES 及 ΔCoES 出现短期阶段性上升; ④ 2014 年下半年开始,随着利率市

市场化改革进程加快,原银行业监督管理委员会为去杠杆而限制委托贷款来源和用途,保险业《国务院关于加强发展现代保险服务业的若干意见》的颁布及原保险监督管理委员会提高保险资金投资蓝筹股票监管比例等事件的发生,CoES 及 ΔCoES 开始逐步攀升;⑤ 直到 2015 年 6 月 A 股市场崩盘,市场指数暴跌,CoES 及 ΔCoES 达到了 2008 年国际金融危机之后的最高值;⑥ 2016 年以后,受到中美贸易摩擦、全球贸易保护主义抬头等因素的影响,短期内金融市场动荡较为明显,潜在风险压力加剧,由此造成 CoES 及 ΔCoES 存在一定的突点特征。

综上所述,利用 DM-Copula-EVT 模型估计系统性风险测度可以有效捕捉及预测各金融部门对金融市场尾部系统性风险贡献,并从风险时序特征中证实了我国对金融部门进行宏观审慎监管的必要性。

五、结论与启示

本文提出了 DM-Copula-EVT 方法来对 CoES 进行建模,并运用标普中国 A 股市场数据估计,预测了各金融部门对我国金融市场的 CoES 和 ΔCoES 。研究发现,动态混合 Copula 函数能够很好地刻画我国各金融部门与市场之间复杂的关联性,而传统的静态 Copula 或单一形式的动态 Copula 函数难以通过 AIC、KS 和 CvM 检验。进一步地,利用 DM-Copula-EVT 模型估计 CoES 能够通过后验分析检验,而传统的 DM-Copula-t 模型无法通过,将两种模型用于 CoVaR 估计的后验分析也得到了类似结论。此外, ΔCoES 估计结果表明,银行对我国金融市场的系统性风险的溢出效应最大,而保险及其他金融机构的风险溢出效应相对较小;同时,各金融部门系统性风险溢出效应的时序特征基本一致,说明部门之间经营关系日益紧密,宏观审慎监管更有利于维持我国金融部门的稳定。

本文结论具有如下政策建议:第一,鉴于 CoVaR、SRISK、MES 等系统性风险度量存在不足,而 CoES 能够更好地刻画尾部系统性风险、满足次可加性且可用于系统性风险预警机制建设,因此在防范化解金融风险过程中应将 CoES 纳入金融监管工作中;第二,考虑到金融市场上复杂多变的相关性,借助动态混合 Copula 函数,而非静态或单一动态 Copula 函数能够更加准确地衡量市场与部门之间的相关性;第三,系统性风险度量的研究应该进行后验分析以确保模型估计的有效性,而本文提出的 CoES 后验分析工具为相关研究提供了价值参考;第四,我国需要对金融部门特别是银行加强宏观审慎监管,大力发展多层次资本市场,从整体上更加有效地对日益紧密的金融部门进行风险监管,并通过发展完善直接融资市场有效分散银行对我国金融体系的系统性风险溢出效应。

参考文献

- [1] 白雪梅,石大龙. 中国金融体系的系统性风险度量 [J]. 国际金融研究,2014(6):75-85.
- [2] 范小云,王道平,方意. 我国金融机构的系统性风险贡献测度与监管:基于边际风险贡献与杠杆率的研究 [J]. 南开经济研究,2011(4):3-20.
- [3] 李政,梁琪,方意. 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 [J]. 金融研究,2019,464(2):44-62.
- [4] 梁琪,李政,郝项超. 我国系统重要性金融机构的识别与监管:基于系统性风险指数 SRISK 方法的分析 [J]. 金融研究,2013(9):56-70.
- [5] 刘晓星,段斌,谢福座. 股票市场风险溢出效应研究:基于 EVT-Copula-CoVaR 模型的分析 [J]. 世界经济,2011(11):145-159.
- [6] 沈悦,戴士伟,罗希. 中国金融业系统性风险溢出效应测度:基于 GARCH-Copula-CoVaR 模型的研究 [J]. 当代经济科学,2014,36(6):30-38.
- [7] 王锦阳,刘锡良,杜在超. 相依结构、动态系统性风险测度与后验分析 [J]. 统计研究,2018,35(3):3-13.
- [8] 肖璞,刘轶,鄢俊华. 中国系统重要性银行的评价指标、评估与有效监管 [J]. 金融论坛,2012(7):34-39.
- [9] 杨青,曹明,蔡天晔. CVaR-EVT 和 BMM 在极端金融风险中的应用研究 [J]. 统计研究,2010,27(6):78-86.

- [10] 张冰洁, 汪寿阳, 魏云捷, 等. 基于 CoES 模型的我国金融系统性风险度量 [J]. 系统工程理论与实践, 2018, 38(3): 565-575.
- [11] 张天顶, 张宇. 我国金融市场系统重要性机构的评估及政策启示 [J]. 管理评论, 2018, 30(11): 24-35.
- [12] Acharya V, Engle R, Richardson M. Capital Shortfall: A New Approach to Ranking and Regulating Systemic Risks [J]. American Economic Review, 2012, 102(3): 59-64.
- [13] Adrian T, Brunnermeier M K. CoVaR [J]. American Economic Review, 2016, 106(7): 1705-1741.
- [14] Banulescu D, Dumitrescu E. Which are the SIFIs? A Component Expected Shortfall (CES) Approach to Systemic Risk [J]. Journal of Banking & Finance, 2015(50): 575-588.
- [15] Banulescu D, Hurlin C, Leymarie J, et al. Backtesting Marginal Expected Shortfall and Related Systemic Risk Measures [J]. Management Science, 2020.
- [16] Brownlees C, Engle R F. SRISK: A Conditional Capital Shortfall Measure of Systemic Risk [J]. The Review of Financial Studies, 2017, 30(1): 48-79.
- [17] Caeiro F, Gomes M I. Threshold Selection in Extreme Value Analysis [A]. Extreme Value Modeling and Risk Analysis [C]. 2015: 69-86.
- [18] Du Z, Escanciano J C. Backtesting Expected Shortfall: Accounting for Tail Risk [J]. Management Science, 2017, 63(4): 940-958.
- [19] DuMouchel W H. Estimating the Stable Index α in Order to Measure Tail Thickness: A Critique [J]. The Annals of Statistics, 1983, 11(4): 1019-1031.
- [20] Eckenkemper T. Modeling Systemic Risk: Time-Varying Tail Dependence when Forecasting Marginal Expected Shortfall [J]. Journal of Financial Econometrics, 2018, 16(1): 63-117.
- [21] Embrechts P, Kluppelberg C, Mikosch T. Modelling Extremal Events [J]. British Actuarial Journal, 1999, 5(2): 465.
- [22] Girardi G, Ergün A T. Systemic Risk Measurement: Multivariate GARCH Estimation of CoVaR [J]. Journal of Banking & Finance, 2013, 37(8): 3169-3180.
- [23] Hu L. Dependence Patterns Across Financial Markets: A Mixed Copula Approach [J]. Applied Financial Economics, 2006, 16(10): 717-729.
- [24] Karimalis E N, Nomikos N K. Measuring Systemic Risk in the European Banking Sector: A Copula CoVaR Approach [J]. The European Journal of Finance, 2018, 24(11): 944-975.
- [25] Mainik G, Schaanning E. On Dependence Consistency of CoVaR and Some Other Systemic Risk Measures [J]. Statistics & Risk Modeling, 2014, 31(1): 1-29.
- [26] Mensi W, Hammoudeh S, Shahzad S J H. Modeling Systemic Risk and Dependence Structure between Oil and Stock Markets Using a Variational Mode Decomposition-Based Copula Method [J]. Journal of Banking & Finance, 2017, 75(11): 258-279.
- [27] Northrop P J, Attalides N, Jonathan P. Cross-Validatory Extreme Value Threshold Selection and Uncertainty with Application to Ocean Storm Severity [J]. Journal of the Royal Statistical Society: Series C (Applied Statistics), 2017, 66(1): 93-120.
- [28] Patton A. Copula Methods for Forecasting Multivariate Time Series [J]. Handbook of Economic Forecasting, 2013, 2: 899-960.
- [29] Patton A. Modelling Asymmetric Exchange Rate Dependence [J]. International Economic Review, 2006, 47: 527-556.
- [30] Scarrott C, MacDonald A. A Review of Extreme Value Threshold Estimation and Uncertainty Quantification [J]. REVSTAT-Statistical Journal, 2012, 10(1): 33-60.

作者简介

顾云, 西南财经大学经济与管理研究院博士研究生。研究方向为金融计量。

张栋浩, 西南财经大学金融学院副教授。研究方向为普惠金融、风险管理、保险保障。

杜在超(通讯作者), 复旦大学经济学院教授。研究方向为金融计量、金融风险、应用计量。电子邮箱: zaichaodu@fudan.edu.cn。

黄在鑫, 华中师范大学经济与工商管理学院讲师。研究方向为 Copula 理论、金融风险。

(责任编辑: 张晓梅)