

全球主要股市风险相关性测度*

——基于半参数 C-Vine Copula 模型

张卓群 张 涛

〔摘要〕控制跨国风险传染,坚守不发生系统性金融风险底线是我国金融工作当前阶段的重要内容。本文以中、美、英、德、日五国股指作为研究对象,采用半参数 C-Vine Copula 模型对金融危机前后市场之间的相关结构和相关程度进行了测度研究。研究发现,危机前后五国市场相关结构发生变化,英国取代了德国,与其他国家相关性最强;中国始终处于同其他国家相关关系较弱的地位,并未因金融危机发生变化;欧美市场、亚洲市场之间存在明显的区域分割效应;各个市场间的变化对于坏消息的敏感程度高于好消息;危机后各市场的关联性有加强的趋势。基于上述研究结论,本文提出了严防虚实倒挂、改善宏观调控等建议。

关键词:金融传染 相关结构 半参数 C-Vine Copula 模型

JEL 分类号:C14 G01 G15

一、引言

金融,作为资金的一种配置手段,在当代国民经济运行体系中发挥着重要作用。作为最大的发展中国家,我国一向重视金融体制机制建设,并将其视为国力的重要组成部分。防控金融风险,保障金融安全,更是党和国家高度重视的问题。中国共产党十九大报告指出:“深化金融体制改革,增强金融服务实体经济能力,提高直接融资比重,促进多层次资本市场健康发展。健全货币政策和宏观审慎政策双支柱调控框架,深化利率和汇率市场化改革。健全金融监管体系,守住不发生系统性金融风险的底线。”这是习近平新时代中国特色社会主义思想在金融领域的集中体现,也是新时期我国金融体制机制深化改革的基本纲领。

系统性金融风险,指的是一定区域内金融系统整体受到外部因素的冲击或者内部因素的影响,致使多数金融资产价格急剧变化,金融系统发生剧烈波动,甚至瘫痪。系统性金融风险通常包括利率风险、汇率风险、价格风险、政策风险、经济周期波动风险等,其成因和传导机制非常复杂,近年来更是呈现出爆发形式多样化、破坏规模扩大化、风险传染国际化等一系列新趋势。2008年,美国房地产市场泡沫破灭,次级贷款出现大量违约,连锁效应在相关银行、券商、保险、投行等金融机构持续发酵,次贷危机很快由美国传染至全球,致使世界经济十年以来持续处于下行阶段,复苏艰难,直至今年形势才逐步有所好转。由此可见系统性金融风险对经济系统影响和破坏的深远程度。

* 张卓群,中国社会科学院数量经济与技术经济研究所,博士后研究人员,经济学博士;张涛,中国社会科学院数量经济与技术经济研究所,研究员,博士生导师,经济学博士。本研究得到“中国社会科学院数量经济学学科建设项目”的资助。

股票市场,作为金融系统中资本最为活跃的窗口,在历次系统性风险发生之时都表现出了非常强的敏感性。1997年的亚洲金融危机,2008年的次贷危机,风险发生国的股票指数在短时期内大幅下挫,并且迅速传导至相邻国家及全球其他主要经济体。因此,运用科学的计量经济学模型,定量测度我国股票市场与美、英、日、德等国股票市场相关性,具有如下重要意义:第一,从GDP规模来看,上述五国分别占据了世界GDP排名的前五位,并在全球金融市场中占据支配地位。通过研究五国市场的关系,可以明晰主要经济体资本市场的风险结构。第二,我国是世界上最大的发展中国家,近年来随着国力的日益强盛,已经成为世界经济增长的发动机,对世界经济的贡献超过30%。因此,在我国社会主义新时期,防范输入性金融风险变得尤为重要。论文的研究对建立跨国股市风险监控体系,及时出台风险防控政策措施,牢牢守住不发生系统性金融风险底线具有积极作用。

本文主要研究内容安排如下:第二部分是文献综述,主要梳理和总结中外学者对于金融风险传染和市场相关性的过往研究,为论文的工作奠定理论基础;第三部分是半参数C-Vine Copula模型的设定方法,阐明该模型的构建过程和适用条件,为论文的研究提供量化工具;第四部分是全球主要股票市场相关性实证分析,通过建立经济模型,刻画金融危机发生前后两个时期跨国股市之间的风险相关结构和相关程度,重点分析我国股市与其他市场的风险联动关系;第五部分是政策建议,通过实证分析明确我国股市在全球市场的地位和作用之后,有针对性地提出防范跨国风险传染,促进金融安全和稳定的政策建议。

二、文献综述

金融传染的概念来自于1997年的亚洲金融危机。这场危机始于泰铢大幅贬值,随后在短短两个月内迅速传导至东南亚多国,引发大面积的经济衰退。Dornbusch et al.(2000)对金融传染进行了定义,他们认为金融传染指的是市场扰动从一国扩散到其他国家(通常为向下扰动),这个过程在汇率、股票价格、主权债务利差和资本流动的同向变动中得以体现。因此,金融传染同疾病传染相似,都是由一个国家的一个市场首先爆发,随后在短时期内通过资本流动路径迅速传导至国内和国际相关市场。

(一) 风险传染的表现——波动溢出

从量化分析的角度来讲,金融风险传染的一个显著表征就是不同金融产品间、不同地区市场间的波动溢出。

早期对于波动溢出效应的研究主要集中在发达国家金融市场。Engle et al.(1990)提出了“流星雨”(Meteor Shower)假说。以汇率为例,流星雨指的是汇率波动不但受本市场信息的影响,同时受到其他市场信息的影响,表现出了市场间的波动溢出。作者通过建立ARCH模型,研究太平洋、日本、欧洲、纽约的汇市情况,表明市场间确实存在流星雨效应。Karolyi(1995)使用Engle and Kroner(1995)提出的BEKK模型研究了标准普尔500指数和多伦多300指数之间的关系,表明美国和加拿大股市之间确实存在风险双向传递。Eom et al.(2002)研究认为美国对日本的外汇掉期市场存在单向的强波动溢出,反之影响较弱。近些年,特别是金融危机之后,新兴市场逐步成为世界经济的主要增长极之一,对于新兴经济体金融市场波动溢出的研究日益增多。Bhar and Nikolova(2009)利用EGARCH模型对金砖国家股票市场的波动溢出和动态相关性进行了研究结果表明,印度市场受到区域和全球股指变化的影响最为显著,股市开放程度最高,其次为巴西和俄罗斯,中国股市开放程度相较于前三者更低,受区域和世界行情波动溢出最小。Fowowe and Shuaibu(2016)研究发现,尼日利亚股市和南非股市受到亚洲市场的影响超过欧洲市场,且南非股市的国际化程度更

高。Jebran et al.(2017)对中国、巴基斯坦、中国香港、斯里兰卡和印度等新兴市场在金融危机前后的波动溢出效应进行了测度,结果表明印度和斯里兰卡在危机前后均存在双向溢出,而中国香港和印度、巴基斯坦和印度在危机前存在双向溢出,斯里兰卡和巴基斯坦在危机后存在双向溢出。

(二) 风险传染的基础——市场相关性

对于波动溢出产生的原因,学界目前并没有达成共识,几个可能的解释包括:信息的跨市场传递,引起波动的跨市场溢出;投资者非理性,从众心理推动不同市场行情联动变化;宽松的金融管制政策,客观上鼓励资本跨区域流动。无论哪种解释,金融风险传染或者说波动溢出都是建立在市场之间存在相关性的基础之上。假设不同地区之间的市场完全隔离,不存在相关性,则金融传染失去了基本的存在条件。因此,研究金融风险传染的根本问题在于研究不同市场的相关程度和相关结构。传统方法是假定资产收益率的联合分布服从多元正态分布或多元 T 分布,从而测定不同市场之间的线性相关系数。Sewell(2011)指出,金融时序存在尖峰厚尾性,且厚尾程度随着数据频率增加而增加。因此,基于正态和 T 分布的实际建模效果并不理想,与金融市场的真实情况存在较大差距;基于 Copula 函数测度股市之间相关性的方法逐渐兴起,并取得了一批成果。

Copula 函数又称为连接函数,是一种多元联合分布建模工具,由 Sklar (1959) 正式提出命名。Copula 函数建模具有典型的两步特征:第一步,独立考虑每个随机变量的数据情况,建立边缘分布;第二步,选用适当的 Copula 函数将多个边缘分布相连接,建立多元联合分布。这种建模方式的优势有如下几个方面:第一,突破多元正态分布、多元 T 分布的局限性,能够建立多种多样的联合分布,进而更为真实地反应经济序列的数据生成过程。第二,将随机变量的个体特征表现在其各自的边缘分布中,将随机变量之间的相关性表现在 Copula 函数中,在建模更加便捷的同时,将经济序列的联合分布加以分解,特别适用于风险问题研究。第三,Copula 函数能够捕捉随机变量之间的非线性、非对称相关性,特别能够捕捉尾部相关性,这个特性在研究金融风险传染时尤为重要。

Embrechts et al.(2002)首次提出使用 Copula 函数作为工具,测度金融时间序列之间的非线性相关关系。作者指出,在非椭圆世界里,Copula 函数在捕捉相关性方面具有较大优势。在 2003 年的研究中,作者以美元兑欧元和美元兑日元的汇率为研究对象,测度了高频数据的相关性结构。结果表明,随着时间频率的下降,t Copula 拟合模型的自由度和相关系数呈上升趋势,尾部相关性先升后降,在时间频率 4 小时为最强。Hu(2006)使用 Gaussian、Gumbel 和 Gumbel Survival(GS)三种 Copula 函数构造了一个混合 Copula 模型,用于测度标普 500 指数、英国富时指数、日经指数和恒生指数的相关关系。结果表明,市场之间存在明显的非对称尾部相关性,下跌风险更易于在不同市场之间传导。Nikoloulopoulos et al.(2012)提出可以利用 BB1 和 BB7 Copula 同时能够测度非对称上尾和下尾相关性的性质,逐层构造 Vine Copula 函数,用于解决尾部非对称相关的多元金融资产收益率建模问题。Charfeddine and Benlagha(2016)使用滚动样本技术建立 Copula 模型测度了商品市场与股票市场之间的动态相关性,结果显示,t Copula 函数拟合效果较好,金融危机和石油价格波动等重大事件的确致使资产相关关系发生结构性变化。Krupskii and Genton(2017)假设有一个共同因子在空间和时间上影响着随机变量的测量值,提出使用因子 Copula 模型捕捉时空数据之间的相关性。

国内方面,韦艳华等(2004)较早使用 Copula 函数测度股票市场之间的相关性。作者运用 Gumbel、Clayton 和 Frank Copula 通过线性加权构造 M-Copula 模型对上证综指和深证成指的相关程度进行了测度,并与单一的 Gumbel、Clayton 和 Frank Copula 模型进行对比分析。结果表明,在 5% 的显著性水平下,只有 M-Copula 模型通过了检验,且下尾高于上尾,沪深两市之间存在非常明显的非对称尾部相关性。刘琼芳和张宗益(2011)选用极值、阿基米德和 Archimax 三族 Copula 函数作为工具,对房地产和金融行业股票相关性进行了分析。研究表明,双参数 Copula 函数的拟合效果

普遍好于单参数, BB3 Copula 的拟合效果最好。此外, 市场低迷时期两行业股票相关性高于市场活跃时期, 无法通过两种股票组合降低投资风险。马薇等(2016)对大数据行业指数和沪深市场指数之间的相关性进行了测度研究。文中根据大数据 i100 指数、i300 指数存在的短期非线性变动特征, 提出使用 STAR 模型拟合边缘分布, 构造 STAR-Copula 模型。结果表明, 大数据指数与沪深指数之间普遍存在下尾高于上尾现象, 利益相关者应着重关注大数据指数和市场指数之间联动的潜在连续下跌风险, 预防恐慌性抛售。严伟祥和张维(2017)使用 Copula 函数对我国股票市场、债券市场、货币市场和外汇市场的尾部相关性进行了测度, 并利用 MSBVAR 模型分析了四个金融市场的尾部风险冲击。结果表明, 在低风险状态时, 金融市场非常稳定, 而在高风险状态时, 金融市场稳定性不足, 并极易转向低风险状态。

从以上研究可知, 使用 Copula 函数测度金融市场、金融资产之间相关关系的方法已经得到广泛应用, 特别是使用二元 Copula 函数研究双变量相关关系的技术日臻成熟。且国外研究处于前沿, 理论发展速度较快, 国内研究多以应用为主。但是, 基于 Copula 函数测度高维度时间序列相关关系和相关结构的研究仍然有所不足。结合当下全球股票市场出现的非线性、非对称性和尾部相关性特征, 论文提出基于 Vine Copula 的半参数改进模型, 从而更为稳健灵活地建立随机变量的多元联合分布, 更为准确地测度全球多个主要股市的相关结构和相关程度。

三、半参数 C-Vine Copula 模型设定方法

(一) Copula 模型理论概述

根据 Sklar 定理, 二元 Copula 函数的定义如下。

设随机变量 X 和 Y 的联合分布为 $H(x, y)$, 且有边缘分布函数 $F(x)$ 和 $G(y)$, 则存在一个 Copula 函数 C , 使得对于所有 \bar{R} 中的 x 和 y 有

$$H(x, y) = C(F(x), G(y)) \quad (1)$$

如果 $F(x)$ 和 $G(y)$ 连续, 则 C 唯一存在。以上定义可以扩展到多元情况。

从 Copula 模型的建模过程来看, 可以分为以下几个步骤。

第一, 建立随机变量的边缘分布。通过使用 GARCH (Rockinger and Jondeau, 2001)、SV (战雪丽和张世英, 2007)、STAR (马薇等, 2016) 等时间序列分析模型, 过滤掉金融时序中的尖峰、厚尾、自相关、异方差等特征, 取模型残差, 经过概率积分变换, 得到满足建立 Copula 模型的边缘分布序列。第二, 建立 Copula 模型。常见的 Copula 模型有两类, 分别是椭圆族模型和阿基米德模型, 前者的主要代表为 Gaussian 和 t Copula, 后者的主要代表为 Gumbel、Clayton 和 Frank Copula。通过分析经济序列的相关特性, 选取适当的 Copula 函数进行建模。第三, Copula 模型的估计。目前常用的估计方法主要是精确极大似然估计法 (Exact Maximum Likelihood) 和边缘推断法 (Inference for the Margins)。前者将边缘分布与 Copula 函数放在一个似然函数内进行估计, 是参数 Copula 函数的标准方法, 但在实际计算时存在计算量过大、编程困难、可能无最优解的缺陷; 后者首先估计边缘分布参数, 随后将其代入 Copula 函数似然方程计算, 以有限的精确损失为代价, 换取更大的灵活性, 因此成为目前的主流方法。

(二) Vine Copula 模型设定方法

运用椭圆族和阿基米德族 Copula 建立二元模型的技术已经较为成熟, 而建立多元模型时, 上述模型均存在一个问题, 即将多个随机变量之间的相关关系固化, 假定为服从同一种 Copula 函数, 显然这种假定在大多数情况下并不成立。

为了克服多元建模缺陷, Bedford and Cooke (2001, 2002) 提出了 Vine Copula 模型。Vine

Copula 模型是一种基于二元 Copula 函数构造多元 Copula 函数的非循环图模型,构建的基本方法是按照一定的路径,将多元密度函数分解成为一组 Copula 密度函数、条件 Copula 密度函数和边缘分布函数的乘积。与传统多元椭圆、多元阿基米德 Copula 函数相比,Vine Copula 函数具有以下几个优点:第一,突破了传统多元 Copula 模型结构固化、使用较少参数刻画高维度联合分布的缺点。第二,允许根据数据之间的两两相关特征,选取不同的 Copula 函数和条件 Copula 函数按照不同的路径建模,极大地提升了模型构建的灵活性。第三,Vine Copula 模型的多样性和灵活性,使其能够更为真实地捕捉经济数据之间的相关结构,特别适用于复杂经济系统内多经济变量相关性问题的研究。

常见的 Vine Copula 模型分为两类,分别是 C-Vine 和 D-Vine Copula 模型。Aas et al.(2009)给出了两种 Vine 的密度函数,对应的五元 C-Vine 和 D-Vine 见图 1。

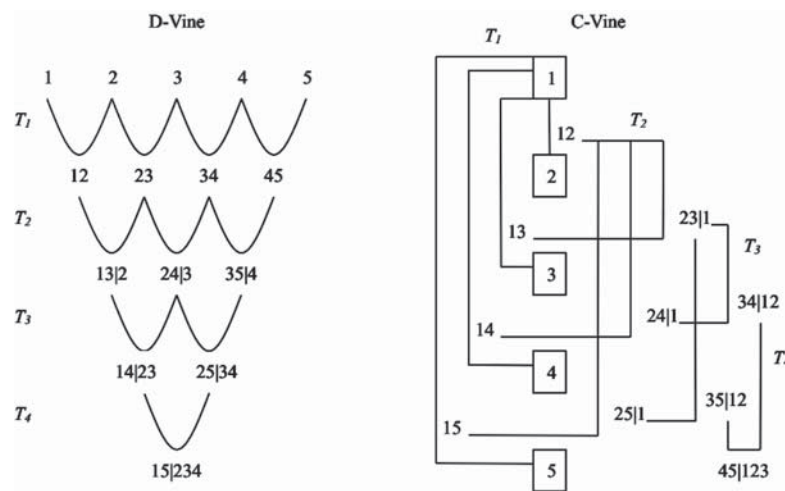


图 1 五元 C、D Vine 分解结构图

$$C-Vine: f(x) = \prod_{k=1}^n f_k(x_k) \times \prod_{j=1}^{n-1} \prod_{i=1}^{n-j} c_{j, \{i+1, \dots, j-1\}}(F(x_j | x_1, \dots, x_{j-1}), F(x_{i+1} | x_1, \dots, x_{j-1}) | \theta_{j, \{i+1, \dots, j-1\}})$$
(2)

$$D-Vine: f(x) = \prod_{k=1}^n f_k(x_k) \times \prod_{j=1}^{n-1} \prod_{i=1}^{n-j} c_{i, \{i+1, \dots, i+j-1\}}(F(x_i | x_{i+1}, \dots, x_{i+j-1}), F(x_{i+j} | x_{i+1}, \dots, x_{i+j-1}) | \theta_{i, \{i+1, \dots, i+j-1\}})$$
(3)

以 C-Vine 为例,上式中 i 和 j 为变量序号, $c_{j, \{i+1, \dots, j-1\}}$ 指的是无条件或条件 Copula 函数的密度函数, $F(\cdot | \cdot)$ 为边缘条件分布函数, $\theta_{j, \{i+1, \dots, j-1\}}$ 为 Copula 函数参数。通过对两种 Vine 模型的结构分析可知,C-Vine 适用于变量前后有一定主次关系的经济序列建模,D-Vine 适用于变量之间相互影响,无明显顺序的经济序列建模。

(三) Vine Copula 模型的半参数改进

本文提出的半参数 C-Vine Copula 模型是将非参数核密度方法引入到 C-Vine Copula 模型估计之中,构建一种新型模型。基本建模思想是使用非参数核密度方法估计 T_1 上的二元无条件 Copula

函数,随后在 T_i 上, $i=2, \dots, n-1$, 仍然采用参数 C-Vine 的估计方法进行建模。完成整个 C-Vine 的估计后,将两部分的估计结果相结合,得到半参数 C-Vine Copula 的估计结果。 T_1 上的二元无条件 Copula 函数非参数核密度估计方法如下。

由二元 Copula 函数定义变换可以得到下式

$$C(u_1, u_2) = H(F_1^{-1}(u_1), F_2^{-1}(u_2)) \quad (4)$$

则对于 $u_j \in (0, 1)$, $j=1, 2$, 假设 $X_{j\mu}$ 有分布函数 F_j , 且 $F_j(x) = u_j$ 有唯一解。并引入有界、对称核函数 k_j 满足下式

$$\int k_j(t) dt = 1 \quad j=1, 2 \quad (5)$$

则 $X_{j\mu}$ 在 x_j 处的密度函数 $f_j(x_j)$ 的核密度估计式为

$$\hat{f}_j(x_j) = \frac{1}{Th_j} \sum_{i=1}^T k_j\left(\frac{x_j - X_{j\mu}}{h_j}\right) \quad (6)$$

进一步可得 X_i 在 $x = (x_1, x_2)'$ 处的密度函数 $f(x)$ 的核密度估计式为

$$\hat{f}(x) = \frac{1}{T|h|} \sum_{i=1}^T k(x - X_i | h) \quad (7)$$

在式(6)和式(7)中, h_j 为核函数的窗宽, h 为窗宽组成的对角矩阵。

与参数 C-Vine Copula 模型相比,半参数模型具有以下优点:第一,汲取了非参数核密度估计方法对数据要求较为宽松的的优点与 Vine Copula 模型构造灵活的优点,新模型适用性强、灵活性强。第二,从技术角度讲,使用非参数方法估计 T_1 , 实际上削减了一层树,简化了模型。第三,完全参数模型首先需要边缘分布模型残差进行参数估计,随后才能建模。半参数 Vine 模型可以直接使用残差进行估计,降低了估计的传递误差。

四、全球主要股市相关性测度

据世界银行统计,2016 年全球 GDP 总量排名前五位的国家分别是美国、中国、日本、德国和英国,合计约占世界 GDP 总量的 54%。从地域分布上来讲,上述国家分别分布在欧、亚、北美大陆;从发展形态上来讲,涵盖了世界上最大的发达国家和最大的发展中国家;从金融地位上来讲,五国股票市场之间的相互联动对世界金融市场具有重大影响。因此本文选取上述国家股票市场相对应的股票指数标准普尔 500 指数(SP500)、上证综合指数(SSE)、日经 225 指数(Nikkei225)、法兰克福 DAX 指数(DAX)和伦敦富时 100 指数(FTSE100)作为对象进行相关结构和相关程度测度研究。

(一) 各国股指收益率的统计特征

2001 年底,中国作为最大的发展中国家加入世贸组织,我国金融市场对外开放程度进一步提升,在全球金融治理体系的话语权进一步加强。2008 年次贷危机之后,全球主要国家金融和证券市场的体制和运行机制在一定程度上发生了变化,防控系统性金融风险,建立跨国风险预警监测机制成为这一时间段国内外关注的重点问题。因此,本文选取 2002 年 1 月 1 日至 2007 年 12 月 31 日、2009 年 1 月 1 日至 2017 年 9 月 30 日这两个时间段的股指作为研究对象,重点研究金融危机发生前后五国市场的相关结构和相关程度的变化情况。由于市场之间可能存在开市时间上的差异,本文剔除相互不开市的股指数据,金融危机前共得到 1316 组有效样本,金融危机后共得到 1934 组有效样本。进行对数收益率变换后,各股指的统计特征见表 1。

表1 各国股票市场指数对数收益率统计特征

		均值	标准差	最小值	最大值	偏度	峰度	JB 检验
金融危机前	SP500	0.0176	1.0650	-4.2423	5.5732	0.1731	6.2300	578.22
	SSE	0.0900	1.6484	-9.2561	8.8492	-0.0174	6.8979	832.55
	Nikkei225	0.0260	1.3636	-9.0145	6.7730	-0.3212	6.4097	659.62
	DAX	0.0317	1.6196	-10.7235	8.7535	-0.2153	8.2692	1531.42
	FTSE100	0.0149	1.1419	-5.5888	5.9038	-0.1797	7.2769	1009.31
金融危机后	SP500	0.0517	1.1153	-6.8958	6.1719	-0.2675	7.8707	1940.20
	SSE	0.0298	1.5553	-8.8729	5.9359	-0.7265	7.6330	1905.01
	Nikkei225	0.0420	1.4813	-11.1534	7.4262	-0.3965	6.9569	1316.34
	DAX	0.0489	1.3969	-7.0673	6.3889	-0.3005	5.5409	551.47
	FTSE100	0.0246	1.0999	-5.4816	5.0789	-0.1457	6.0091	739.15

由 JB 检验可知,在金融危机前后两个时间段里,各国股票市场指数对数收益率均不服从正态分布,并表现出一定的有偏、尖峰、厚尾特性。其中,与危机前相比,SP500 的偏度由正变为负,SSE 负偏大幅扩大;SP500 和 SSE 的峰度有所上升,DAX 和 FTSE100 的峰度有所下降。由此可见,各市场对数收益率的分布形态均发生了不同程度的变化。

(二)拟合边缘分布

由于金融时间序列数据通常存在异方差、自回归等多种效应,因此首先需要建立边缘分布模型,过滤上述特性,得到符合建立 Copula 模型条件的残差。为了选取适当的模型进行滤波,拟合边缘分布,首先应该对各序列进行平稳性和异方差性检验,检验的结果见表 2 和表 3。

表2 ADF 单位根检验结果

	金融危机前				金融危机后			
	Lag=1	Lag=5	Lag=10	Lag=15	Lag=1	Lag=5	Lag=10	Lag=15
SP500	-26.42	-16.03	-11.32	-9.44	-31.50	-19.19	-13.74	-11.19
SSE	-25.15	-15.26	-9.85	-7.44	-30.49	-17.94	-12.71	-9.58
Nikkei225	-25.57	-15.24	-11.93	-9.03	-31.35	-18.22	-13.94	-11.08
DAX	-26.35	-17.10	-11.29	-8.77	-31.93	-18.42	-14.00	-10.64
FTSE100	-26.19	-17.08	-12.78	-9.75	-32.94	-18.72	-14.49	-11.27

注:表中每个检验的 P 值均小于 0.01。

表3 ARCH-LM 检验结果

	金融危机前			金融危机后		
	Lag=5	Lag=10	Lag=15	Lag=5	Lag=10	Lag=15
SP500	238.56	255.23	283.27	283.29	353.36	387.35
SSE	57.01	61.65	66.60	213.00	234.56	250.84
Nikkei225	31.94	43.14	43.55	139.65	149.40	150.30
DAX	254.30	310.93	323.29	145.69	179.54	210.89
FTSE100	289.97	364.81	368.56	186.71	224.82	238.66

注:表中每个检验的 P 值均小于 0.01。

ADF 检验表明,在金融危机前后两个时间段里,各序列均拒绝存在单位根的原假设,五国股指对数收益率均为平稳时间序列。ARCH-LM 异方差检验表明,各序列均拒绝不存在异方差效应的原假设,因此需要考虑使用 GARCH 类模型进行滤波,建立边缘分布模型。一般研究认为,GARCH (1,1)模型能够捕捉大部分的异方差波动,同时为了捕捉各序列存在的有偏、尖峰和厚尾特性,采用 t、skew t、GED 和 skew GED 四种分布拟合 GARCH 模型的残差。建立边缘分布模型之后,取各模型的标准化合残差进行概率积分变换,并使用 Kolmogorov-Smirnov 检验,判断其是否服从 $[0,1]$ 均匀分布,以满足 Copula 模型的建模条件,并根据 K-S 统计量,在每个序列的四种模型中选取最优模型。拟合结果见表 4。

表 4 边缘分布模型拟合结果

		均值方程		方差方程		形状参数	偏度参数	对数似然值	ARCH-LM (P 值)	WK-S (P 值)	残差形式
		μ	ω	α	β						
金融危机前	SP500	0.042 [#] (0.021)	0.007 [#] (0.004)	0.057 (0.013)	0.936 (0.015)	1.307 (0.072)	0.928 (0.027)	-1726.189	6.856 (0.866)	0.305	sGED
	SSE	0.014 [#] (0.039)	0.051 (0.021)	0.077 (0.017)	0.905 (0.019)	1.182 (0.062)	0.992 (0.027)	-2373.481	3.931 (0.984)	0.583	sGED
	Nikkei225	0.063 (0.029)	0.025 (0.012)	0.072 (0.016)	0.916 (0.017)	1.350 (0.069)		-2172.292	3.260 (0.993)	0.725	GED
	DAX	0.110 (0.028)	0.018 (0.008)	0.076 (0.016)	0.914 (0.017)	1.482 (0.083)		-2163.822	6.215 (0.904)	0.490	GED
	FTSE100	0.055 (0.020)	0.019 (0.007)	0.110 (0.022)	0.872 (0.025)	9.308 (2.107)		-1744.812	4.978 (0.958)	0.603	t
金融危机后	SP500	0.077 (0.014)	0.024 (0.007)	0.127 (0.022)	0.855 (0.023)	1.159 (0.049)		-2518.790	12.139 (0.434)	0.357	GED
	SSE	0.057 [#] (0.020)	0.005 (0.004)	0.052 (0.009)	0.948 (0.008)	1.106 (0.048)		-3202.469	13.595 (0.327)	0.932	GED
	Nikkei225	0.074 (0.024)	0.065 (0.023)	0.120 (0.022)	0.855 (0.026)	1.306 (0.059)		-3307.128	16.097 (0.186)	0.829	GED
	DAX	0.066 (0.024)	0.018 (0.008)	0.073 (0.013)	0.919 (0.014)	1.237 (0.057)	0.922 (0.018)	-3130.344	7.353 (0.833)	0.534	sGED
	FTSE100	0.051 (0.019)	0.025 (0.010)	0.098 (0.020)	0.882 (0.024)	1.290 (0.056)		-2668.438	6.432 (0.892)	0.616	GED

注:参数估计值下方括号中为标准差,#表示参数在 5% 的水平上不显著。

从边缘分布模型各参数的拟合结果来看,除了个别参数在 5% 的水平上不显著外(金融危机前 SP500 的 μ 和 ω 、SSE 的 μ 、金融危机后 SSE 的 μ),大多数参数显著,估计效果较好。从残差形式上来看,金融危机前,SP500、SSE 使用 skew GED 分布拟合,Nikkei225、DAX 使用 GED 分布拟合,FTSE100 使用 t 分布拟合;金融危机后,SP500、SSE、Nikkei225 和 FTSE100 使用 GED 分布拟合,DAX 使用 skew GED 分布拟合。对比来看,只有 Nikkei225 的残差分布未发生变化,形状参数由 1.350 变为 1.306,其余四个股指收益率边缘分布模型的残差分布均发生了较大的结构性改变。这也印证了描述性统计中,各市场对数收益率的分布形态发生变化的判断。进一步说明金融危机前后,各市场股指收益率的数据生成过程发生了一定程度的改变。

(三) 估计半参数 C-Vine Copula 模型

经验表明,在一个给定的时间区间内,总有市场与其他市场的关联性较强,有市场与其他市场的关联性较弱,半参数 C-Vine Copula 模型适合研究此类问题。在建立模型之前,首先要对五国股市的关联强度顺序进行排列,在此采用 Cazdo et al.(2012)提出的方法进行判别。这种方法基于随机变量两两之间的 Kendall's τ 系数进行设计,排布的原则是在尽可能低层次的树上集中表现出各变量之间尽可能高的秩相关关系。判断结果表明,金融危机前各市场的排列顺序应为 DAX、Nikkei225、SP500、FTSE100 和 SSE;金融危机后各市场的排列顺序应为 FTSE100、DAX、Nikkei225、SP500 和 SSE。随后使用各边缘分布的标准化残差,对 T_1 上的 Copula 函数进行估计。由于非参数核密度估计没有显式表达式,因此估计的结果以图像表示,见图 2 和图 3。 T_2 及以上层树参数 C-Vine 部分估计结果见表 5。

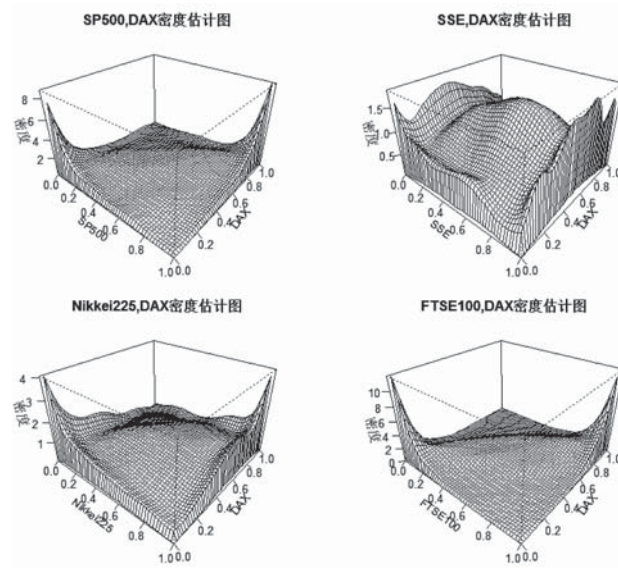


图 2 金融危机前 T_1 非参数 Copula 函数密度估计图

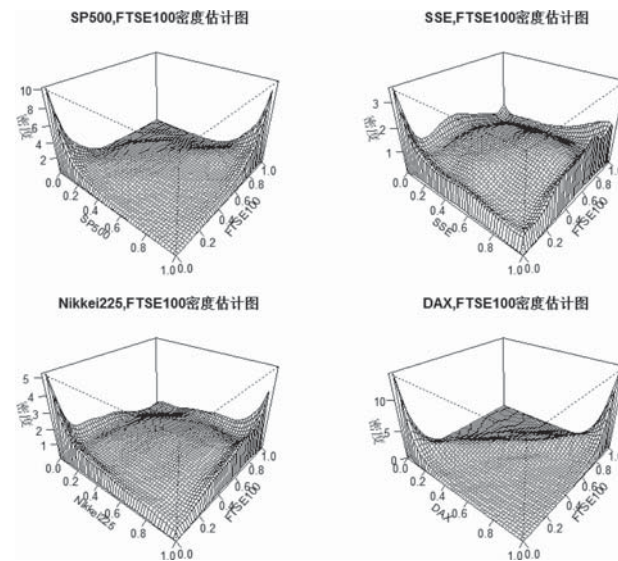


图 3 金融危机后 T_1 非参数 Copula 函数密度估计图

表 5 金融危机前半参数 C-Vine Copula 估计结果

树	Copula 函数	最优函数形式	参数 1 (标准差)	参数 2 (标准差)	Kendall's τ	上尾相关系数	下尾相关系数	
金融危机前	T ₂	V1, V3 V4	Rotated Clayton 270°	-0.077 (0.033)		-0.037		
		V2, V3 V4	Gaussian	0.115 (0.027)		0.073		
	T ₃	V3, V5 V4	Gumbel	1.095 (0.021)		0.087	0.116	
		V1, V2 V3, V4	Gumbel	1.011 (0.013)		0.011	0.015	
		V1, V5 V3, V4	Rotated Clayton 180°	0.131 (0.036)		0.061	0.005	
		V2, V5 V1, V3, V4	Rotated Clayton 90°	-0.061 (0.032)		-0.030		
金融危机后	T ₂	V1, V4 V5	t	0.289 (0.022)	12.099 (4.107)	0.187	0.018	
		V2, V4 V5	t	-0.042 (0.024)	21.443 (12.816)	-0.027	<0.001	<0.001
	T ₃	V3, V4 V5	Rotated Gumbel 180°	1.057 (0.015)		0.054		0.073
		V1, V3 V4, V5	t	-0.067 (0.025)	9.614 (2.575)	-0.042	0.005	0.005
		V2, V3 V4, V5	Gaussian	0.246 (0.021)		0.158		
		V1, V2 V3, V4, V5	Frank	-0.126 (0.140)		-0.014		

注: V1 至 V5 分别表示 SP500、SSE、Nikkei225、DAX 和 FTSE100。

(四)经济意义分析

首先分析 2008 年国际金融危机发生之前,各国股市的相关情况。根据市场关联性的排布顺序来看,德国与其他国家的相关性最强,图 2 显示了德国市场与其他四国市场的无条件相关关系。其中德国与英国、美国的相关性较强,与日本次之,与我国最弱。值得注意的是,德国与我国市场相关性在下尾部和上尾部附近均呈现出较大的波浪状起伏,这种异常的相关结构使用参数 Copula 估计时会过平滑去除,而使用非参数估计技术可以准确地测度。在构建投资组合、控制金融风险时,尤其需要注意此类异常相关结构。尾部相关性方面,德美之间上尾略高于下尾,德英、德日、德中之间下尾略高于上尾,需要对股市连续下跌风险予以关注。在 T_2 及以上树的条件相关关系分析中,金融危机之前,各市场的条件相关关系均不高。在以德国市场为条件的情况下,中日、日英之间的 Kendall's τ 系数分别为 0.073 和 0.087;日英之间存在一个 0.116 的上尾部相关。在以日本、德国市场为条件的情况下,美英之间的 Kendall's τ 系数为 0.061。其他市场的条件相关关系可以忽略不计。

金融危机之后,英国取代了德国,与其他国家市场的无条件相关关系最强。其中英美、英德的相关性较强,英日、英中相关关系较弱。尾部相关关系方面,下尾高于上尾的情况仍然在多数市场

间存在。在 T_2 树上分析各国市场以英国市场为条件的净效应时,中德、日德之间相关性十分微弱;美德之间相关性较强,Kendall's τ 系数达到 0.187。在 T_3 树上以德国和英国市场为条件时,美日之间相关性较弱,中日之间相关性较强,Kendall's τ 系数达到 0.158。在 T_4 树上以日、德、英市场为条件时,中美市场之间几乎不存在相关性。

对比 2008 年国际金融危机前后两个阶段五国市场之间的相关结构和相关关系,可以得到如下几个结论:第一,市场关联顺序的排布发生了变化。危机前德国与其他国家相关性最强,随后为日本、美国和英国;危机后英国与其他国家相关性最强,随后为德国、日本和美国,德英之间的地位发生了反转,全球主要股票市场的相关结构发生了根本性改变。第二,中国处于同其他国家相关关系较弱的地位,并未因金融危机发生变化,一个可能的原因是我国的经济发达程度与上述四国还有很大差距,我国金融体制仍然存在较大的完善空间。第三,相关关系方面,在金融危机前后两个时间段内,无论是无条件相关性还是条件相关性,英美德之间、中日之间表现出了内部关联性高,外部关联性低的特点,欧美市场、亚洲市场存在区域分割效应。第四,股市下行风险的传导效应较大,市场间的变化对于坏消息的敏感程度高于好消息,防控金融风险要重点关注市场行情下行时各国股市之间的传染。第五,相关结构的变化使得危机前后市场之间相关关系程度变得不可比,但总体来看,危机后各市场的关联性有加强的趋势。金融危机之后,主要经济体加强了金融监管,积极探索调控金融系统风险的新工具,其中比较有代表性的是宏观审慎管理。宏观审慎管理为金融危机后全球金融治理体系带来了新框架,改善了国际货币体系,促进了资本全球良性流动,在一定程度上加强了主要国家股票市场的相关程度。

五、政策建议

通过建立半参数 C-Vine Copula 模型对全球五大股票市场金融危机前后时段相关结构和相关程度进行测度分析,论文得出了上文的几点结论,并基于此提出如下几点防控金融风险的政策建议。

严防虚实倒挂,把握金融服务实体经济导向。金融是实体经济的血脉,实体经济是金融的基础,二者相互依存,相辅相成。历史经验表明,世界各国、各地区经济危机爆发的一个重要共同原因,即金融系统过于自我循环,脱离了资产定价和配置的基本功能,脱离了实体经济基础。十八大以来,我国经济和金融健康蓬勃发展,但同时也出现了一些值得警惕的现象:2015 年股票市场异常波动;2016 年房地产价格过快上涨,民间投资增速大幅下降等。现阶段,需要大力推进金融供给侧结构性改革,在降低企业融资成本,提高直接融资比重,促进多层次资本市场健康发展;发展普惠金融、科技金融和绿色金融,合理引导金融资源优化配置;扩大金融行业双向开放,加快汇率改革,稳步推进人民币国际化等方面重点发力。

改善宏观调控,建立货币政策和宏观审慎政策双支柱框架。长期以来,我国宏观调控主要依靠货币政策完成管理目标。但近年来,货币政策在执行中客观上存在一些难以解决问题,如影子银行,流动性陷阱等。2008 年之后,我国央行开始探索立足于我国国情的宏观审慎政策。宏观审慎管理具有明显的逆周期特性,旨在促使金融市场更加稳健,投资者更加谨慎。与对于单一金融机构的微观审慎管理不同,宏观审慎管理更为关注金融风险在机构和市场之间的传染,注重防范金融体系系统性风险的发生。运用货币政策和宏观审慎政策两条腿走路,相互协调,相互补充,可以降低“黑天鹅”、“灰犀牛”发生的概率,保持金融体系平稳运行。

参考文献

- 刘琼芳、张宗益(2011):《基于 Copula 房地产与金融行业的股票相关性研究》,《管理工程学报》,第 1 期。
- 马薇、张卓群、王元晔(2016):《基于 STAR-Copula 模型的大数据指数风险相关性测度》,《统计与决策》,第 7 期。
- 韦艳华、张世英、郭焱(2004),《金融市场相关程度与相关模式的研究》,《系统工程学报》,第 4 期。
- 严伟祥、张维(2017),《我国金融市场尾部风险相依与区制转移下的风险冲击研究》,《金融评论》,第 2 期。
- 战雪丽、张世英(2007):《基于 Copula-SV 模型的金融投资组合风险分析》,《系统管理学报》,第 3 期。
- Aas, K., C. Czado, A. Frigessi and H. Bakken (2009): “Pair-copula Constructions of Multiple Dependence”, *Insurance: Mathematics and Economics*, 44, 182–198.
- Bedford, T. and R. Cooke (2001): “Probability Density Decomposition for Conditionally Dependent Random Variables Modeled by Vines”, *Annals of Mathematics and Artificial Intelligence*, 32, 245–268.
- Bedford, T. and R. Cooke (2002): “Vines: A New Graphical Model for Dependent Random Variables”, *Annals of Statistics*, 30, 1031–1068.
- Bhar, R. and B. Nikolova (2009): “Return, Volatility Spillovers and Dynamic Correlation in the BRIC Equity Markets: An Analysis Using a Bivariate EGARCH Framework”, *Global Finance Journal*, 19, 203–218.
- Breymann, W., A. Dias and P. Embrechts (2003): “Dependence Structures for Multivariate High-Frequency Data in Finance”, *Quantitative Finance*, 3, 1–14.
- Charfeddine, L. and N. Benlagha (2016): “A Time-Varying Copula Approach for Modelling Dependency: New Evidence from Commodity and Stock Markets”, *Journal of Multinational Financial Management*, 37, 168–189.
- Czado, C., U. Schepsmeier and A. Min (2012): “Maximum Likelihood Estimation of Mixed C-vines with Application to Exchange Rates”, *Statistical Modelling*, 12, 229–255.
- Dornbusch, R., Y. Park and S. Claessens (2000): “Contagion: Understanding How It Spreads”, *World Bank Research Observer*, 15, 177–197.
- Embrechts, P., A. McNeil and D. Straumann (2002): “Correlation And Dependence In Risk Management: Properties And Pitfalls”, In: Dempster, M. (ed.), *Risk Management: Value at Risk and Beyond*, Cambridge: Cambridge University Press.
- Engle, R., T. Ito and W. Lin (1990): “Meteor Showers or Heat Waves? Heteroskedastic Intra-Daily Volatility in the Foreign Exchange Market”, *Econometrica*, 58, 525–542.
- Engle, R. and K. Kroner (1995): “Multivariate Simultaneous Generalized ARCH”, *Econometric Theory*, 11, 122–150.
- Eom, Y., M. Subrahmanyam and J. Uno (2002): “Transmission of Swap Spreads and Volatilities in the Japanese Swap Market”, *Journal of Fixed Income*, 12, 6–28.
- Fowowe, B. and M. Shuaibu (2016): “Dynamic Spillovers between Nigerian, South African and International Equity Markets”, *International Economics*, 148, 59–80.
- Hu, L. (2006): “Dependence Patterns across Financial Markets: A Mixed Copula Approach”, *Applied Financial Economics*, 16, 717–729.
- Jebren, K., S. Chen, I. Ullah and S. Mirza (2017): “Does Volatility Spillover among Stock Markets Varies from Normal to Turbulent Periods? Evidence from Emerging Markets of Asia”, *Journal of Finance and Data Science*, 3, 20–30.
- Karolyi, G. (1995): “A Multivariate GARCH Model of International Transmissions of Stock Returns and Volatility: The Case of the United States and Canada”, *Journal of Business and Economic Statistics*, 13, 11–25.
- Krupskii, P. and M. Genton (2017): “Factor Copula Models for Data with Spatio-Temporal Dependence”, *Spatial Statistics*, 22, 180–195.
- Nikoloulopoulos, A., H. Joe and H. Li (2012): “Vine Copulas with Asymmetric Tail Dependence and Applications to Financial Return Data”, *Computational Statistics and Data Analysis*, 56, 3659–3673.
- Rockinger, M. and E. Jondeau (2001): “Conditional Dependency of Financial Series: An Application of Copulas”, Working Paper, HEC Paris, No. 82.
- Sewell, M. (2011): “Characterization of Financial Time Series”, Research Note, UCL.
- Sklar, M. (1959): “Fonctions de Repartition an Dimensions et Leurs Marges”. *Publ. Inst. Statist. Univ. Paris*, 8, 229–231.

(责任编辑:罗 滢)