

深、港股市相关性与风险溢出效应研究

——基于深港通实施前后

白 乐, 卢俊香

西安工程大学, 陕西 西安

Email: 1729336993@qq.com, jun-xianglu@163.com

收稿日期: 2020年11月2日; 录用日期: 2020年11月20日; 发布日期: 2020年11月27日

摘 要

“深港通”的实施促进了内地与香港市场的互联互通,但同时也会引发一系列风险,这为市场的投资、监管等方面带来一定的挑战。本文基于“深港通”的实施,运用GARCH-Copula-CoVaR模型,对深港通实施前后深港股市间的相关性及风险溢出效应进行研究分析。利用GARCH (1, 1)模型刻画两地股票市场收益率的边缘分布,建立Copula模型描述两市场的相关关系,进一步计算CoVaR值分析风险溢出效应。结果表明,深港通实施后增加了两市场的相关性,与此同时,相应的双向风险溢出也发生了变化,存在非对称效应,且港市对深市的风险溢出均高于深市对港市的风险溢出。

关键词

Copula函数, Copula-GARCH-CoVaR模型, 相关性, 风险溢出效应

Research on the Correlation and Risk Spillover Effects of Shenzhen and Hong Kong Stock Markets

—Based on before and after the Implementation of Shenzhen-Hong Kong Stock Connect

Le Bai, Junxiang Lu

Xi'an Polytechnic University, Xi'an Shaanxi

Email: 1729336993@qq.com, jun-xianglu@163.com

Received: Nov. 2nd, 2020; accepted: Nov. 20th, 2020; published: Nov. 27th, 2020

Abstract

The implementation of “Shenzhen-Hong Kong Stock Connect” has promoted the interconnection between the mainland and Hong Kong markets, but it will also cause a series of risks and bring certain challenges to market investment and supervision. This article is based on the implementation of Shenzhen-Hong Kong Stock Connect, using the GARCH-Copula-CoVaR model, a comparative analysis of the correlation and risk spillover effects between the Shenzhen-Hong Kong stock market before and after the implementation of Shenzhen-Hong Kong Stock Connect. The GARCH (1, 1) model is used to describe the marginal distribution of the return rates of the two stock markets, a Copula model is established to describe the correlation between the two markets, and the CoVaR value is furtherly calculate to analyze the risk spillover effect. The results show that the implementation of Shenzhen-Hong Kong Stock Connect has increased the correlation between the two markets. At the same time, the corresponding two-way risk spillover has also changed, and there is an asymmetric effect, and the risk spillover of the Hong Kong market to the Shenzhen market is higher than the risk spillover of the Shenzhen market to the Hong Kong market.

Keywords

Copula Function, Copula-GARCH-CoVaR Model, Correlation, Risk Spillover Effect

Copyright © 2020 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

随着内地资本市场不断开放, 香港作为中国国际金融中心的地位得到强化, 香港与内地资本市场的联系也更加密切。间隔两年, 先后推出的沪港通、深港通是内地与香港股票交易所搭建的互联互通桥梁, 这有利于促进两岸资本市场的共同繁荣发展, 但同时也会引发一系列风险, 从而为市场的交易、投资等方面带来一定的挑战。

近年来人们对市场间的相关性和风险溢出效应研究越来越多。在相关性分析方面, 最常用方法是 Granger [1]因果分析以及线性相关系数, 但由于金融数据往往不满足线性相关性和正态分布等常规假设, 因此传统的分布函数理论不能准确的来分析金融市场的相关性。1959年, Sklar [2]提出了 Copula 理论, 张尧庭[3]引进并证明 Copula 理论在经济领域中能够更好地反应两市场间的相关关系, 之后 Copula 函数在金融领域中得到了广泛应用。由于金融时间序列具有尖峰厚尾、条件异方差等特征, 且不服从正态分布。GARCH 类模型能很好的模拟时间序列的波动性变化。2004年, 韦艳华和张世英[4]使用 GARCH 模型拟合上海股市各板块指数的边缘分布, 利用正态 Copula 函数描述它们之间的正相关关系。霍俊爽, 张若东等人[5]利用 Gumbel Copula 函数研究不同金融市场高频数据极值的相依性。文献[4] [5]指定了一种 Copula 函数进行描述序列间的相关关系, 但是随着 Copual 函数的广泛应用, 选择一个合适的 Copula 函数来刻画各金融资产收益率之间的相依结构是至关重要的, 对于最佳 Copula 函数的选择, 最常用的方法有利用各种信息准则(AIC 准则、BIC 准则)、距离最小准则[6] [7], 也有通过 Copula 拟合优度检验选择最优的 Copula [8] [9]。文献[8]通过 Q-Q 图比较了各种模型的拟合程度, 最后进行了拟合优度检验得到最优的 Copula。文献[9]用核密度估计方法对 Copula 函数的边缘分布进行估计, 再结合秩相关系数对数据拟合

较好的 Copula 函数进行选择, 最后用离散 L2 范数评价方法对其拟合程度进行检验。随着互联互通机制的实施, 越来越多的人关注风险溢出效应方面的研究中, 学者们利用 VaR 方法来研究了市场的波动性溢出效应, 结果发现 VaR 方法低估了市场的波动性溢出。2008 年, Adrian 和 Brunnermeier [10] 提出了 CoVaR 的方法, 之后又提出了 ΔCoVaR 的方法来衡量系统性金融风险。2010 年, 谢福座 [11] 建立 GARCH-Copula 模型并根据 GARCH-Copula-CoVaR 模型, 对亚洲三大股票市场指数间的风险溢出效应进行研究。马亚明和宋羚娜 [12] 采用 GARCH-Copula-CoVaR 拓展模型计算我国各类影子银行机构对传统商业银行的系统性风险溢出。

基于上述分析, 研究深港通实施前后深市与港市间的相关性及风险溢出效应的结果较少, 不能深刻的研究“深港通”政策的实施对股市的影响。本文以“深港通”的实施这一时间节点, 拟采用 GARCH-Copula-CoVaR 模型来研究深港通实施前后深圳股市与香港股市之间相关性 & 风险溢出变化。

2. 模型构建

2.1. GARCH- t 模型

GARCH 模型可刻画时间序列的波动性, t 分布可描述其时变性, 所以用 GARCH- t 模型描述沪深股市收益率数据, 模型如下:

$$\begin{cases} X_t = \mu + \varepsilon_t \\ h_t = \omega + \alpha\varepsilon_{t-1}^2 + \beta h_{t-1} \\ \sqrt{v/h_t(v-2)} \cdot \varepsilon_t | I_{t-1} \sim t(v) \end{cases} \quad (1)$$

其中 X_t 代表收益率, ε_t 为残差, $t(v)$ 为自由度为 v 的 t 分布, ω, α, β 为模型的参数, 且 $\omega > 0$, $\alpha \geq 0$, $\beta \geq 0$, $\alpha + \beta < 1$ 。

2.2. Sklar 定理以及常用的 Copula 函数

Sklar 定理 [2]: 变量 X 和 Y 的边缘分布分别是 $F_X(x)$ 和 $F_Y(y)$, $F_{X,Y}(x,y)$ 为 (X,Y) 的二元联合分布, 存在二元 Copula 函数 $C(u,v)$ 满足

$$F_{X,Y}(x,y) = C(F_X(x), F_Y(y)) = C(u,v) \quad (2)$$

文中选取二元 Gaussian-Copula 和 t -Copula 函数来描述变量之间的相关性, 设变量间线性相关系数为 ρ , 则二元 Gaussian-Copula 可以表示为

$$C_{Ga}(u,v,\rho) = \int_{-\infty}^{\varphi^{-1}(u)} \int_{-\infty}^{\varphi^{-1}(v)} \frac{1}{2\pi\sqrt{1-\rho^2}} \cdot \exp\left[-\frac{s^2 - 2\rho st + t^2}{2(1-\rho^2)}\right] ds dt \quad (3)$$

式中: u 和 v 分别为深市和港市的日收益率; φ^{-1} 为标准正态分布的分布函数的逆函数。

自由度为 k 的二元 t -Copula 函数可以表示为

$$C_t(u,v,\rho,k) = \int_{-\infty}^{t_k^{-1}(u)} \int_{-\infty}^{t_k^{-1}(v)} \frac{1}{2\pi\sqrt{1-\rho^2}} \cdot \left[1 + \frac{s^2 - 2\rho st + t^2}{k(1-\rho^2)}\right]^{-\frac{k+2}{2}} ds dt \quad (4)$$

式中 t_k^{-1} 为自由度为 k 的一元 t 分布函数的逆函数。

2.3. CoVaR 模型

最早由 Adrian 和 Brunnermeier 提出用 CoVaR 模型来测度风险溢出, 之后 Girardi 和 Ergun [13]对风险溢出测度定义进行拓展, 表达式如下

$$P_r(r^j \leq \text{CoVaR}_\beta^{ji} | r^i \leq \text{VaR}_\alpha^i) = \beta \quad (5)$$

其中 α , β 为显著性水平; r^j , r^i 分别为金融市场 j 和 i 的收益率序列; VaR_α^i 为金融市场 i 在显著性水平 α 的无条件风险值; CoVaR_β^{ji} 为市场 i 处于极端风险情况下, 市场 j 所遭受的风险水平值, 包括市场 j 所面临的无条件风险值和市场 i 对 j 的风险溢出值。市场 i 对 j 的风险溢出水平测试如下式, 式中 $\text{CoVaR}_\beta^{ji, \alpha=0.5}$ 为在 α 为 0.5 的情况下所测度的 CoVaR_β^{ji} 值。

$$\Delta\text{CoVaR} = \text{CoVaR}_\beta^{ji} - \text{CoVaR}_\beta^{ji, \alpha=0.5} \quad (6)$$

由 Copula 函数性质知各收益率序列都是相应残差序列的单调递增函数, 参照文献[14]的做法, 依照 Copula 函数满足其在各残差序列经过单调递增变换后依然不变的这一性质, 故通过公式(2)、(5)求残差序列的 CoVaR 进一步求出收益率序列的 CoVaR, 具体计算公式见(7)

$$P_r(e^j \leq \text{CoVaR}_\beta^{ji} | e^i \leq \text{VaR}_\alpha^i) = \beta \quad (7)$$

令 $F_i(e^i)$ 和 $F_j(e^j)$ 分别为残差序列 r^i 和 r^j 的边缘分布函数, r^i 在显著性水平 α 给定情况下的风险价值水平为 $\text{VaR}_\alpha^i = F_i^{-1}(\alpha)$, 将(7)带入(2)可以得到(8)

$$C(F_j(\text{CoVaR}_\beta^{ji}), \alpha) = \alpha \cdot \beta \quad (8)$$

根据(8), 反解积分方程求得 CoVaR_β^{ji} 值。

3. 实证研究

3.1. 数据处理及描述性统计分析

为研究深港通实施前后深市和港市的风险溢出效应, 文中选取了深圳成分指数和香港恒生指数的日收盘价作为样本, 选取样本期为 2012 年 1 月 1 日至 2019 年 11 月 29 日, 去除节假日、不匹配数据, 最终得到有效数据总共 1868 套。深港通于 2016 年 12 月 5 日正式实施, 因此本文将样本区间划分为两个阶段, 第一阶段为深港通实施前 2012 年 1 月 1 日至 2016 年 12 月 5 日, 数据共 1158 套; 第二阶段为深港通实施后 2016 年 12 月 5 日至 2019 年 11 月 29 日, 数据共 710 套, 数据来源: 网易财经网和英为财经网。

P_t 和 r_t 分别表示 t 日的收盘价及收益率, 收益率计算公式为 $r_t = 100 * (\ln P_t - \ln P_{t-1})$ 。

对所选数据进行描述性统计分析, 结果见表 1, 从表中可以看出, 两个阶段的收益率峰度值远大于正态分布的峰度值 3, 其偏度均小于 0, 故具有尖峰厚尾的特征。从两阶段的序列正态性检验结果来看, 可知 JB 统计量相应的 P 值均等于 0, 所以拒绝服从正态分布的原假设。表中 ADF 检验结果显示统计量相应 P 值均小于 0.01, 得出各序列均为平稳序列。收益率的时序如图 1 所示, 结果其波动聚类特征明显。

对序列进行 ARCH 检验, 检验结果为表 2, 由表可知, P 值小于 0.05, 拒接原假设, 存在异方差, 序列明显具有 ARCH 效应。因此, 用 GARCH 模型来建立条件边缘分布。

3.2. GARCH (1, 1)- t 的参数估计

由于深圳成指与恒生指数均呈现“尖峰厚尾”的特点, 均不符合正态分布, 由于 t 分布能准确描述金融时间序列的“尖峰厚尾”性, 因此在进行边缘分布的拟合过程中, 假设边缘分布的标准残差分布服从 t 分布, 并使用 k-s 检验来检验其拟合度, GARCH (1, 1)- t 模型对各序列边缘分布进行拟合结果见表 3,

从表中得出 k-s 检验的概率值均大于 0.05, GARCH (1, 1)-t 模型对各序列边缘分布进行拟合结果见表 3, 从表中得出 k-s 检验的概率值均大于 0.05, 因此用 GARCH (1, 1)-t 拟合边缘分布是合理的。

Table 1. Descriptive statistical results of return rate series
表 1. 收益率序列的描述性统计结果

阶段	序列	均值	最大值	最小值	标准差	偏度	峰度	J-B 值	ADF
实施前	深圳成指	0.0206	6.2542	-10.3810	1.8486	-0.8416	7.1125	952.771 (0.0000)	-31.987 (0.0000)
	恒生指数	0.0157	6.9870	6.0182	1.1188	-0.0590	5.8863	402.654 (0.0000)	-33.040 (0.0000)
实施后	深圳成指	-0.0183	5.4370	-7.8569	1.3492	-0.3510	6.3318	342.9 (0.0000)	-26.878 (0.0000)
	恒生指数	0.0218	4.1250	-5.8765	1.0277	-0.5421	5.9650	294.851 (0.0000)	-25.933 (0.0000)

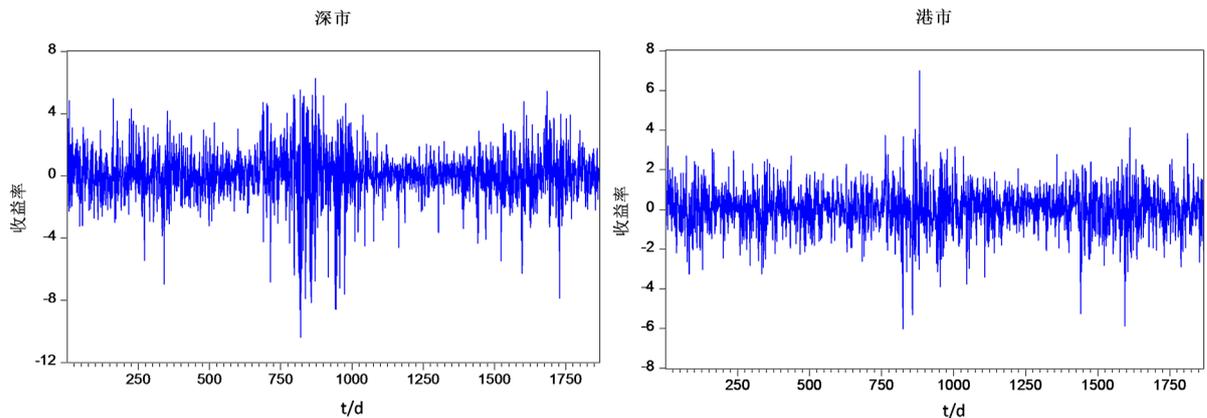


Figure 1. Time series of daily return rates in Shenzhen and Hong Kong markets
图 1. 深市、港市日收益率时序

Table 2. ARCH test of sequence
表 2. 序列的 ARCH 检验

序列	ARCH (P 值)
深圳成指	549.76 (2.2e-16)
恒生指数	62.492 (1.401e-11)

Table 3. Parameter estimation results of the marginal distribution model
表 3. 边缘分布模型的参数估计结果

序列	u	ω	α	β	ν	Log likelihood	AIC	K-S
深圳成指	0.0058 (1.6761)	0.0199* (0.0076)	0.0484* (0.0096)	0.9468* (0.0097)	4.7924* (0.6549)	-3306.08	3.5480	0.0369 (0.1563)
恒生指数	0.0181 (1.0848)	0.0199* (0.0094)	0.0348* (0.0094)	0.9488* (0.0144)	5.8634* (0.8794)	-2695.49	2.8902	0.0423 (0.0708)

注: 括号中的值表示相应的标准差, *表示 0.05 水平下显著。

3.3. Copula 的选取及参数

图 2 分别为深圳成分指数和香港恒生指数实施前后的日收益序列的二元频率分布直方图, 由图可看出, 频率分布直方图均具有基本对称的尾部, 因此可以选取二元正态 Copula 函数或二元 t -Copula 函数来描述序列的相关结构。

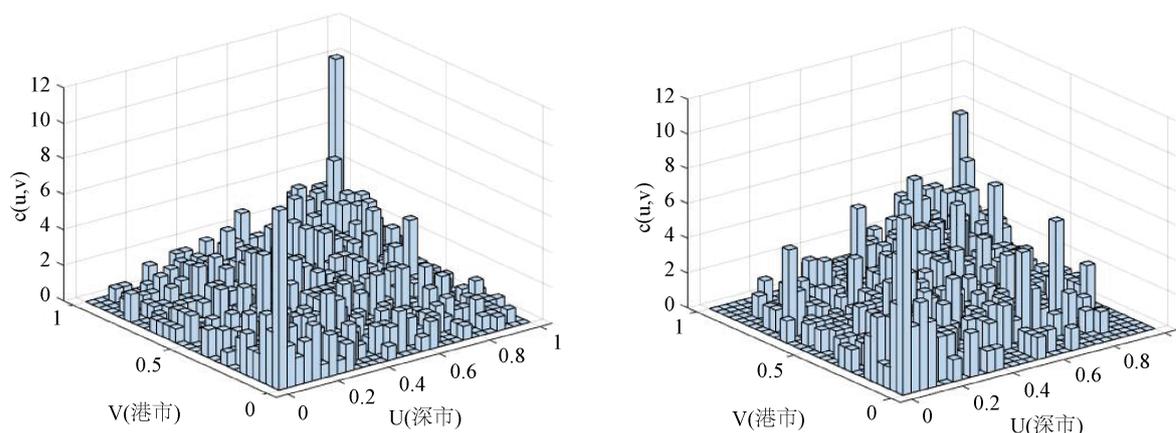


Figure 2. Binary frequency histogram of the first and second phases of the daily return sequence of Shenzhen and Hong Kong

图 2. 第一、二阶段深、港两市日收益率序列的二元频率直方图

对标准化残差进行概率积分转化后得到新序列, 并以深港通的实施为分界点, 对序列分别进行选取, 用 Gaussian-Copula 和 t -Copula 来描述, 得到相关参数估计值为表 4。

Table 4. Copula function parameter estimation result

表 4. Copula 函数参数估计结果

序列	Gaussian-Copula 参数 ρ	t -Copula 参数 ρ (自由度 k)
实施前	0.4687	0.3748 (4.3078)
实施后	0.4862	0.4926 (3.2400)

计算平方欧式距离, 选取合适的 Copula 函数描述两市场的相关性, 结果如表 5, 显然, 深港通实施前 Gaussian-Copula 刻画效果较好, 深港通实施后 t -Copula 刻画效果较好。二元 Gaussian-Copula 函数和二元 t -Copula 函数都具有对称性, 但相对于二元 Gaussian-Copula 函数, 二元 t -Copula 函数具有更厚的尾部特征。深港通实施后, 两市场间的相关性发生了变化, t -Copula 函数能够更敏感地刻画两市场间的尾部相关变化。

Table 5. Calculation results of square Euclidean distance

表 5. 平方欧式距离的计算结果

序列	Gaussian-Copula	t -Copula
实施前	0.0275	0.1004
实施后	0.0935	0.0798

3.4. 相关性及风险溢出效应分析

为进一步分析整个样本区间内深市与港市间的相关性, 计算出相关系数, 结果如表 6。

Table 6. The correlation between Shenzhen and Hong Kong before and after the implementation of Shenzhen-Hong Kong Stock Connect**表 6.** 深港通实施前后深港两市的相关性

序列	相关系数 ρ	Kendall 秩相关系数
实施前	0.4687	0.3106
实施后	0.4926	0.3891

从表 6 中可以看出, 深港通实施前后, 深市与港市的相关系数 ρ 由实施前的 0.3106 上升为实施后的 0.3891, Kendall 秩相关系数由实施前的 0.4687 增加 0.4926。说明深港通的实施使得深市与港市的相关性增加。由于相关系数并不能度量两序列间的风险溢出大小, 因此还需要计算 ΔCoVaR , 本文计算了不同置信水平下的风险溢出值, 计算结果如表 7 所示。

Table 7. ΔCoVaR of Shenzhen and Hong Kong before and after the implementation of Shenzhen-Hong Kong Stock Connect**表 7.** 深港通实施前后深港两市的 ΔCoVaR

序列	置信水平	ΔCoVaR	
		深市→港市	港市→深市
实施前	5%	-0.9431	-3.0326
	10%	-0.5642	-1.6895
实施后	5%	-1.0569	-1.9441
	10%	-0.7063	-1.1961

由表 7 可知, 深港通实施前后深市与港市之间的 ΔCoVaR 均为负值, 且在 5% 和 10% 的置信水平下, 深港股市之间存在着明显的非对称风险溢出效应, 港市对深市的风险溢出 ΔCoVaR 值均高于深市对港市 ΔCoVaR 的值, 当置信水平较小时, 深港股市之间的风险溢出效应更加显著, 即在极端情况下, 深港两市之间的风险溢出效应较正常水平下更为显著。

4. 结论

沪港通和深港通相关政策的推出, 不仅促进两市场的发展同时也会引发风险, 互联互通政策对于内地股市和港市之间的影响也会逐渐显现出来。本文运用 GARCH- t 刻画两市场的边缘分布, 选择 Gaussian-Copula、 t -Copula 分别来刻画两市场实施前后的相关性, 计算不同置信水平下的 ΔCoVaR 的值。结果显示深港通的实施使得深市与港市的相关性增加, 原因是港资在深港通实施之后流向了深圳板块的市场, 使得其两地的相关关系也变大了。与此同时, 相应的双向风险溢出也发生了变化, 存在非对称效应, 且港市对深市的风险溢出均高于深市对港市的风险溢出, 说明内地股市更容易受到港市的风险冲击。内地股市发展还不够成熟, 较易受到外部风险的冲击, 投资者应加强风险防范意识。监管部门应完善内地股市的风险预警体系从而防范金融市场异常波动。

参考文献

- [1] Granger, C.W.J. (1969) Investigating Causal Relations by Econometric Models and Cross-Spectral Methods. *Econometrica*, 37, 424-438. <https://doi.org/10.2307/1912791>
- [2] Sklar, A. (1959) Functions Dérivation an Dimension et Leurs Marges. *Publican de l'Institut de Statistique de l'Universitd de Paris*, 8, 229-231.
- [3] 张尧庭. 连接函数(copula)技术与金融风险分析[J]. 统计研究, 2002, 19(4): 48-51.

-
- [4] 韦艳华, 张世英. 金融市场的相关性分析——Copula-GARCH 模型及其应用[J]. 系统工程, 2004(4): 7-12.
- [5] 霍俊爽, 张若东, 潘淑霞, 等. 基于 Gumbel Copula 函数的金融高频数据极大值相依性[J]. 东北师大学报(自然科学版), 2015, 47(4): 49-52.
- [6] 陈利, 袁永生. 基于 Copula 方法的股票风险的相依性分析[J]. 云南民族大学学报(自然科学版), 2016, 25(1): 51-56.
- [7] 庞海峰, 刘振亮, 庞舒月. 基于 Copula 函数的深港开通前后沪港股市相关性分析[J]. 哈尔滨商业大学学报(社会科学版), 2017(4): 77-84.
- [8] 于波, 陈希镇, 杜江. Copula 函数的选择: 方法与应用[J]. 数理统计与管理, 2008(6): 1027-1033.
- [9] 卢俊香, 武宇, 杜艳丽. 基于 Copula 的沪深股市相依结构与相关模式研究[J]. 四川理工学院学报(自然科学版), 2016, 29(2): 70-74.
- [10] Adrian, T. and Brunnermeier, M.K. CoVaR. *American Economic Review*, **106**, 1705-1741. <https://doi.org/10.1257/aer.20120555>
- [11] 谢福座. 基于 GARCH-Copula-CoVaR 模型的风险溢出测度研究[J]. 金融发展研究, 2010(12): 12-16.
- [12] 马亚明, 宋羚娜. 金融网络关联与我国影子银行的风险溢出效应——基于 GARCH-Copula-CoVaR 模型的分析[J]. 财贸研究, 2017, 28(7): 69-76.
- [13] Girardi, G. and Erguen, A.T. (2013) Systemic Risk Measurement: Multivariate GARCH Estimation of CoVaR. *Journal of Banking & Finance*, **37**, 3169-3180. <https://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2013.02.027>
- [14] 周爱民, 韩菲. 股票市场 and 外汇市场间风险溢出效应研究: 基于 GARCH-时变 Copula-CoVaR 模型的分析[J]. 国际金融研究, 2017(11): 29-42.