

基于 Copula-GARCH 模型的沪港两地市场相关性分析

石志岩, 宋伟航, 王超杰 *

(江苏大学 数学科学学院, 江苏 镇江 212013)

摘 要: 沪港通政策是近年来中国资本市场改革中最具影响力的政策之一. 自 2014 年 11 月实施以来, 沪港两地市场的联系显著加强. 从实证分析的角度, 建立二元时间序列的 Copula-GARCH 模型, 对上证综合指数和香港恒生指数收益率序列的相关性进行分析. 结果表明, 以沪港通政策实施为时间节点, 互联互通后沪港两地市场的整体相关性较互通前有所提升, 同时尾部相关性显著增强, 从而证实了沪港通政策的有效性.

关键词: Copula 理论; GARCH 模型; 厚尾分布; 尾部相关系数; 沪港通

1 引言

沪港通政策是近年来中国资本市场改革中最具影响力的政策之一, 其通过对 A 股和港股的双向开放, 使得内地资金可以便捷地投资港股市场, 同时香港及境外资金也可以借道香港便利地投资内地 A 股市场. 自 2014 年 11 月沪港通开通以来, 可投资标的不断增加, 总投资规模不断扩大. 2016 年中国证监会宣布取消总额度限制, 进一步加强了双向资本流动. 沪港通政策的实施是中国资本市场发展里程碑式的事件, 对于促进两地资本市场的共同繁荣发展, 巩固香港国际金融中心地位, 加快建设上海国际金融中心等目标的实现具有重要意义, 同时有利于加强两地资本市场联系, 推动资本市场的双向开放. 因此, 对于沪港通政策及其实施效果的研究具有重要的理论和实际应用价值, 该研究将为监管层制定后续资本市场开放政策和投资者的投资决策提供重要参考. 本文将从实证分析的角度, 对沪港两地市场在沪港通政策实施前后的相关性进行分析, 从而验证该政策的有效性.

金融市场的相关性分析被广泛应用于资产定价、投资组合的选择、风险管理等问题中. 由于金融时间序列数据中存在着显著的尖峰、厚尾、非平稳、非线性等特征^[1], 常用的皮尔逊线性相关系数无法有效刻画这些复杂的非线性因素, 因此需要使用更加一般性的理论对其进行建模分析.

Sklar(1959)^[2] 最早提出了 Copula 理论, 通过将多元联合分布函数分解为各变量的边缘分布以 Copula 函数进行连结的形式, 从而实现对复杂相关性的分析. Nelson(1999)^[3] 系统总结了 Copula 理论, 包括常用的 Copula 函数族及性质, 并对阿基米德 Copula 族做了详尽的介

收稿日期: 2020-09-10

资助项目: 国家自然科学基金 (11601191); 江苏大学高级人才启动基金 (5501190012)

* 通信作者

绍. 国内早期的研究包括张尧庭 (2002)^[4], 其从理论上探讨了 Copula 函数在金融风险分析中的应用, 并将其引入对中国资本市场的分析研究中. 韦艳华和张世英 (2004)^[5] 利用 GARCH-t 模型对上海市场各个板块的指数收益率建立相应的边缘分布, 并应用 Copula 函数捕捉金融时间序列之间静态和动态的相关关系. 魏平和刘海生 (2010)^[6], 刘喜波等人 (2015)^[7] 基于 Copula 模型研究了沪深股市之间的相关性等. 目前对于资本市场相关性的研究, 主要集中于国内市场, 如沪深市场的相关性或不同行业板块间的相关性. 对于国内市场与国际市场相关性的研究还相对较少. 随着我国资本市场的逐步开放, 尤其是沪港通政策实施以来, A 股市场与国际市场的联系日益紧密, 这使得对于国际市场的研究愈发重要. 因此, 本文选择沪港两地市场的相关性作为切入点进行研究.

利用 Copula 模型分析金融市场的相关性, 首先需要选择合适的金融时间序列模型来刻画收益率序列的边缘分布. 目前常用的金融时间序列模型主要有两大类: 线性时间序列模型, 如自回归移动平均模型 (ARMA)^[8] 等, 以及波动率模型, 如广义自回归条件异方差模型 (GARCH)^[9] 和随机波动模型 (SV)^[10] 等. 大量实证分析表明, 波动率模型可以更好地刻画金融时间序列波动率聚集等特征. 对于收益率序列分布的尖峰厚尾特征, 目前大多数研究主要考虑采用 t-分布来拟合数据, 如王力和徐美萍 (2016)^[11] 通过选用多元 t-分布拟合具有尖峰厚尾的股票日收益率数据来找出最优投资比例; 侯叶子和卢俊香 (2019)^[12] 用 GARCH-t 模型对沪深股市的相关性进行了定性和定量的实证分析等. 为更好地拟合实际市场数据, 本文同时考虑使用 t-分布和广义误差分布 (GED) 建立波动率模型. 此外, 本文还充分利用 Copula 模型的优势, 允许两地市场的边缘分布服从不同的分布类型, 从而建立更加一般性的模型框架.

因此, 本文考虑使用 Copula-GARCH 模型对沪港两地股票市场相关性进行实证研究, 同时分别使用 t-分布和 GED 分布来刻画收益率序列的边缘分布, 并对拟合结果加以比较. 研究发现, GARCH(1,1)-t 模型和 GARCH(1,1)-GED 模型可以在不同的时间段内较好地刻画上证综合指数和恒生指数各自的边缘分布. 利用二元 t-Copula 对两个边缘分布进行连结形成联合分布函数, 从而对两者间的相关性进行分析, 比较沪港开通前后两地市场的相关性是否发生显著变化, 以验证沪港通政策的有效性. 结果表明, 以沪港通政策实施为时间节点, 互联互通后沪港两地市场的整体相关性较互通前有所提升, 同时尾部相关性显著增强, 从而证实了沪港通政策的有效性.

2 模型构建

2.1 Copula 理论

Sklar 定理^[2]: 令 $H(x, y)$ 为随机变量 X 和 Y 的联合分布函数, $F(x)$ 和 $G(y)$ 分别为 X 和 Y 的边缘分布函数, 那么必然存在一个 Copula 函数 $C(u, v)$, 满足

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

通常, 记 $u = F(x), v = G(y)$, 则有 $H(x, y) = C(u, v)$.

Sklar 定理表明, 二元随机变量的联合分布函数可以表示成各自边缘分布函数通过 Copula 函数相连接的形式. 同时, Copula 理论允许两个随机变量的边缘分布服从不同类型的分布函数, 因此和传统多元分布相比, 能够刻画更加一般性的相关结构.

2.2 确定边缘分布

金融时间序列通常具有尖峰、厚尾以及波动率聚集等特性. Bollerslev(1986)^[13] 提出 GARCH 模型用于刻画金融数据的波动率聚集现象. 大量实证分析表明, GARCH(1,1) 模型能够有效拟合股票日收益率序列, 即

$$\begin{cases} r_t = \mu + \varepsilon_t, \\ \varepsilon_t | I_{t-1} \sim N(0, \sigma_t^2), \\ \sigma_t^2 = \omega + \alpha \varepsilon_{t-1}^2 + \beta \sigma_{t-1}^2, \end{cases} \quad (2)$$

其中, r_t 表示股票日收益率, I_{t-1} 表示过去所有信息集合, $\mu, \omega, \alpha, \beta$ 为待估参数. 相对于相对于正态分布, 厚尾分布如 t-分布和广义误差分布 (GED) 等往往可以更好地刻画金融时间序列尖峰厚尾的特征. 因此本文考虑采用具有厚尾分布的 GARCH(1,1) 模型对指数日收益率序列的边缘分布进行建模.

引入自由度为 ν 的 t-分布, 构成 GARCH(1,1)-t 模型^[14], 即 $\varepsilon_t | I_t \sim t_\nu(0, \sigma_t^2)$, 其密度函数如下

$$f(\varepsilon_t | I_{t-1}) = \frac{\Gamma((\nu+1)/2)}{\sqrt{\pi}\Gamma(\nu/2)} [(\nu-2)\sigma_t^2]^{-1/2} \left[1 + \frac{\varepsilon_t^2}{(\nu-2)\sigma_t^2}\right]^{-(\nu+1)/2}. \quad (3)$$

引入形状参数为 ν 的 GED 分布, 构成 GARCH(1,1)-GED 模型, 即 $\varepsilon_t | I_t \sim \text{GED}(0, \sigma_t, \nu)$, 其密度函数如下

$$f(\varepsilon_t | I_{t-1}) = \frac{\nu\Gamma(3/\nu)^{1/2}}{2\sigma_t\Gamma(1/\nu)^{3/2}} \exp\left\{-\left\{\frac{\Gamma(3/\nu)\varepsilon_t^2}{\Gamma(1/\nu)\sigma_t^2}\right\}^{\nu/2}\right\}. \quad (4)$$

在实际应用过程中, 我们通过 Kolmogorov-Smirnov(K-S) 检验判断残差项是否服从特定的分布, 从而确定使用何种 GARCH(1,1) 模型对数据进行拟合.

2.3 选择 Copula 函数

常用的 Copula 函数包括:

1) 二元正态 Copula: 其分布函数的表达式为:

$$C_N(u, v; \rho) = \int_{-\infty}^{\Phi^{-1}(u)} \int_{-\infty}^{\Phi^{-1}(v)} \frac{1}{2\pi\sqrt{1-\rho^2}} \exp\left[-\frac{s^2 - 2\rho st + t^2}{2(1-\rho^2)}\right] ds dt, \quad (5)$$

其中, $\Phi^{-1}(\cdot)$ 为标准正态分布函数 $\Phi(\cdot)$ 的逆函数, ρ 表示二元正态分布的相关系数.

2) 二元 t-Copula: 其分布函数的表达式为

$$C_t(u, v; \nu, \rho) = \int_{-\infty}^{T_\nu^{-1}(u)} \int_{-\infty}^{T_\nu^{-1}(v)} \frac{1}{2\pi\sqrt{1-\rho^2}} \left[1 + \frac{s^2 - 2\rho st + t^2}{2(1-\rho^2)}\right]^{(\nu+2)/2} ds dt, \quad (6)$$

其中, $T_\nu^{-1}(\cdot)$ 为自由度为 ν 的标准 t-分布函数 $T_\nu(\cdot)$ 的逆函数, ρ 表示二元 t-分布的相关系数.

阿基米德 Copula 函数族: 包括 Gumbel Copula 函数, Clayton Copula 函数和 Frank Copula 函数.

3) Gumbel Copula 易于捕捉分布上尾相关性变化, 而对下尾相关性不敏感, 适合拟合繁荣时期金融市场资产间的相依性, 其分布函数的表达式为

$$C_{\text{Gumbel}}(u, v; \theta) = \exp\{ -[(-\ln u)^\theta + (-\ln v)^\theta]^{1/\theta} \}, \quad \theta \in [1, \infty]. \quad (7)$$

4) Clayton Copula 易于捕捉分布下尾相关性的变化, 而对上尾相关性不敏感, 适合拟合衰退时期金融市场资产间的相依性, 其分布函数的表达式为

$$C_{\text{Clayton}}(u, v; \theta) = (u^{-\theta} + v^{-\theta} - 1)^{-1/\theta}, \quad \theta \in [0, \infty]. \quad (8)$$

5) Gumbel Copula 函数和 Clayton Copula 函数只能描述变量间非负相关关系, 而 Frank Copula 函数可以描述变量间非负相关关系. 同时 Frank Copula 函数具有上尾下尾的对称结构, 其分布函数的表达式为

$$C_{\text{Frank}}(u, v; \theta) = -\frac{1}{\theta} \ln(1 + \frac{(e^{-\theta u} - 1)(e^{-\theta v} - 1)}{e^{-\theta} - 1}), \quad \theta \in (-\infty, 0) \cup (0, \infty). \quad (9)$$

本文考虑以上 5 种常用的 Copula 函数, 并通过欧式平方距离对各种 Copula 函数进行评价, 选择合适的 Copula 函数拟合联合分布.

对于观测样本 $(x_i, y_i), i = 1, \dots, n$, 定义经验 Copula 函数为

$$\hat{C}_n(u, v) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n I_{[F_n(x_i) \leq u]} I_{[G_n(y_i) \leq v]}, \quad (10)$$

其中, $u, v \in [0, 1]$, $F_n(\cdot)$ 和 $G_n(\cdot)$ 为经验分布函数, $I_{[\cdot]}$ 表示指示函数. 则目标 Copula 函数 $C(u, v)$ 与经验 Copula 函数 $\hat{C}_n(u_i, v_i)$ 的平方欧式距离为

$$d^2 = \sum_{i=1}^n [\hat{C}_n(u_i, v_i) - C(u_i, v_i)]^2, \quad (11)$$

其中, $u_i = F(x_i), v_i = G(y_i)$. d^2 越小, 说明该目标 Copula 函数对原始数据拟合效果更好.

2.4 基于 Copula 函数的尾部相关性测度

在金融市场的相关性分析中, 对于极端情形 (暴涨或暴跌) 下资产间收益率的相关性分析往往更加重要, 因此需要使用尾部相关系数来衡量变量间的尾部相关性. 尾部相关系数包括上尾相关系数和下尾相关系数.

设两个随机变量 X 和 Y , 其边缘分布分别为 $F(x)$ 和 $G(y)$, 对应的 Copula 函数 $C(u, v)$, 其中 $u = F(x), v = G(y), u, v \in [0, 1]$.

上尾相关系数 λ^U 定义为:

$$\lambda^U \equiv \lim_{\delta \rightarrow 1^-} P(Y > G^{-1}(\delta) | X > F^{-1}(\delta)). \quad (12)$$

上尾相关系数 λ^L 定义为:

$$\lambda^L \equiv \lim_{\delta \rightarrow 0^+} P(Y < G^{-1}(\delta) | X < F^{-1}(\delta)). \quad (13)$$

3 沪港指数的实证分析

3.1 数据的基本分析

本文选用上证综合指数 (SH) 和香港恒生指数 (HS) 2010 年 1 月 1 日至 2019 年 12 月 31 日的日收盘价作为研究样本, 时间跨度 10 年, 数据来源为东方财富 Choice 金融数据终端. 令 P_t 表示市场指数的日收盘价序列, 此时收益率序列 R_t 定义为: $R_t = 100(\ln P_t - \ln P_{t-1})$. 由于沪港通政策于 2014 年 11 月 17 日正式开始实行, 我们选取 2015 年 1 月 1 日为分界点, 分别研究 2015 年之前五年和之后五年上海市场和香港市场的相关性是否发生显著变化, 从而观测沪港通政策实施前后对两地股市的相关性影响以及证明沪港通政策是否有效. 十年的日交易数据为研究两者的相关性提供了充足的样本. 记 2010 年 1 月 1 日至 2014 年 12 月 31 日之间上证指数和恒生指数的收益率序列分别为 SH10 和 HS10, 共计 1187 个数据; 记 2015 年 1 月 1 日至 2019 年 12 月 31 日之间上证指数和恒生指数的收益率序列分别为 SH19 和 HS19, 共计 1186 个数据. 图 1 展示了各收益率序列的变化情况.

3.2 边缘分布的拟合

从图 1 可以看出, 各序列均存在明显的波动率聚集效应, 即极端收益率往往会集中出现, 因此我们考虑使用 GARCH 模型对收益率序列进行拟合, 包括传统的 GARCH- 正态模型, 以及具有厚尾分布的 GARCH-t 模型和 GARCH-GED 模型.

本文采用 R 语言 fGarch 包对各收益率序列进行拟合, 并对残差项序列进行 K-S 检验, 从而确定残差项序列的分布. 拟合结果见表 1. K-S 概率值表示给定数据符合特定分布的概率, K-S 概率值越大, 说明给定数据与拟合的分布符合程度越高.

表 1 边缘分布模型的参数估计结果

样本	模型	μ	w	α	β	ν	K-S 概率值
SH10	GARCH-norm	-0.0023	0.0229	0.0354	0.9503	--	0.0024
		(0.0334)	(0.0119)	(0.0082)	(0.0128)		
	GARCH-t	0.0023	0.0163	0.02656	0.96439	4.810	0.2758
		(0.0304)	(1.01032)	(0.00819)	(0.01103)	(0.708)	
	GARCH-GED	0.0023	0.0163	0.0291	0.9585	1.175	0.9367
		(0.0206)	(0.0124)	(0.0090)	(0.0134)	(0.066)	
HS10	GARCH-norm	0.0274	0.0228	0.0435	0.9381	--	0.0228
		(0.0304)	(0.0089)	(0.0091)	(0.0130)		
	GARCH-t	0.0395	0.0192	0.0449	0.9405	8.058	0.3610
		(0.0292)	(0.0100)	(0.0112)	(0.0144)	(1.977)	
	GARCH-GED	0.0326	0.0198	0.0450	0.9395	1.388	0.8755
		(0.0299)	(0.0101)	(0.0112)	(0.0149)	(0.084)	
SH19	GARCH-norm	0.0131	0.0063	0.0599	0.9380	--	0.0004
		(0.0268)	(0.0024)	(0.0102)	(0.0089)		
	GARCH-t	0.0569	0.00847	0.0710	0.9299	3.993	0.6918
		(0.0234)	(0.0042)	(0.0154)	(0.0123)	(0.481)	
	GARCH-GED	0.0679	0.0074	0.0640	0.9326	1.097	0.3455
		(0.0194)	(0.0037)	(0.0135)	(0.0121)	(0.058)	
HS19	GARCH-norm	0.0442	0.0193	0.0441	0.9416	--	0.0188
		(0.0299)	(0.0102)	(0.0120)	(0.0175)		
	GARCH-t	0.0673	0.0120	0.0361	0.9554	5.326	0.6244
		(0.0275)	(0.0179)	(0.0133)	(0.0146)	(0.822)	
	GARCH-GED	0.0764	0.0135	0.0375	0.9520	1.260	0.5307
		(0.0265)	(0.0091)	(0.0122)	(0.0168)	(0.067)	

从表 1 中可以看出, 对于 SH10 和 HS10, GED 分布的 K-S 概率值要远大于正态分布和 t- 分布, 因此选择 GARCH(1,1)-GED 模型对第一阶段 (2010 年-2014 年) 的数据进行拟合. 而对于 SH19 和 HS19, t- 分布的 K-S 概率值更高, 说明对于第二阶段 (2015 年-2019 年) 的数据, 使用 GARCH(1,1)-t 模型拟合更加合适. 图 2 展示了各序列使用适当的模型拟合得到残差序列与对应边缘分布的 Q-Q 图, 也说明模型拟合效果较好.

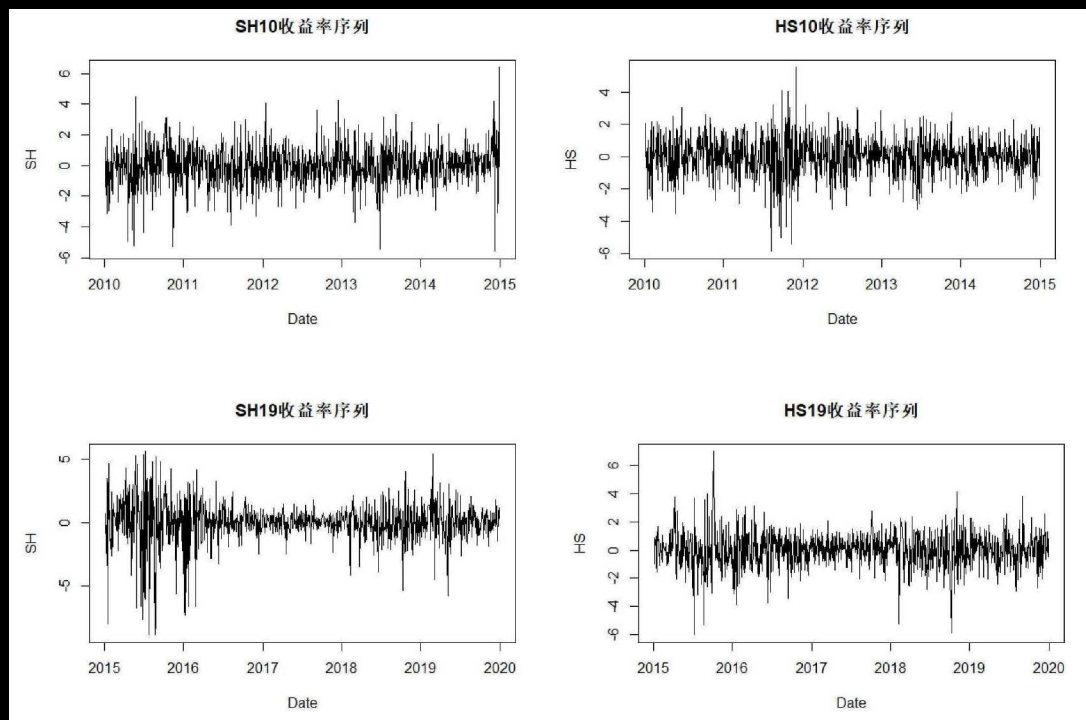


图 1 各收益率序列变化图

3.3 Copula 函数的选取

根据各收益率拟合的边缘分布, 我们考虑 2.3 节列举的五种常用 Copula 函数进行连接, 使用 R 语言 copula 包分别对 SH10-HS10 和 SH19-HS19 两段数据进行拟合, 并使用平方欧式距离评价采用何种 Copula 函数更为合适, 结果见表 2.

表 2 Copula 的参数估计与平方欧式距离

Copula 函数	SH10-HS10		SH19-HS19	
	参数	欧式距离	参数	欧式距离
Gaussian-Copula	$\rho = 0.566$	0.0305	$\rho = 0.575$	0.0442
t-Copula	$\rho = 0.566, \nu = 57$	0.0295	$\rho = 0.572, \nu = 10$	0.338
Gumbel Copula	$\theta = 1.533$	0.1096	$\theta = 1.550$	0.0803
Clayton Copula	$\theta = 0.837$	0.2756	$\theta = 0.935$	0.2686
Frank Copula	$\theta = 0.837$	2.204	$\theta = 0.935$	1.985

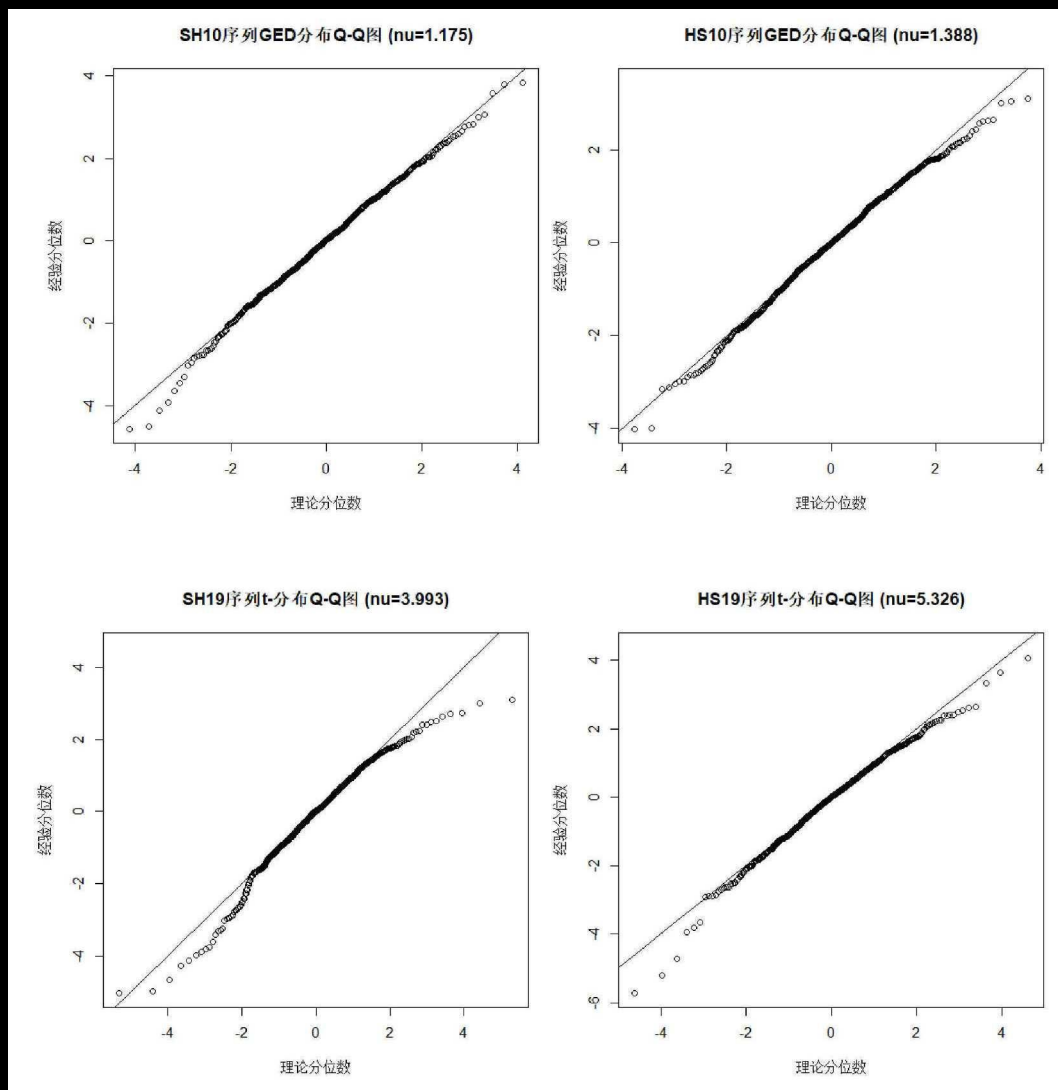


图 2 各收益率序列拟合 GARCH(1,1) 模型残差项的边缘分布 Q-Q 图

从表 2 中可以看出, 两段数据采用 t-Copula 进行连接时, 平方欧式距离均达到最小. 因此表明, 二元 t-Copula 函数能够较好地拟合上证指数和恒生指数的相关性结构. 根据拟合得到的参数, 我们可以分别计算两段数据的尾部相关系数, 结果见表 3.

表 3 t-Copula 函数参数估计值及尾部相关系数

数据	ρ	ν	尾部相关系数
SH10-HS10	0.567	57	0.0001
SH19-Hs19	0.572	10	0.1114

表 3 中从 ρ 的估计值来看, 上证指数和恒生指数的收益率序列之间存在较强的相关性, 且沪港通政策实施后, 两者的相关性有所提升. 同时, 由于 SH10-HS10 的自由度 $\nu=57$, 表明

该 t-Copula 函数已经与正态 -Copula 函数十分接近, 表 2 中两者的欧式距离也验证了这一点, 因此其尾部相关系数接近于 0. 对于而在沪港通政策实施后, SH19-HS19 的尾部相关系数显著增强, 这反映了上证指数和恒生指数在极端情形下的协同运动, 即当某一指数发生暴涨或暴跌时, 另一指数也会受到更强的影响, 两市的关联程度显著增强.

4 结论

本文采用 Copula-GARCH 模型对沪港通政策实施前后上证指数与恒生指数的相关性进行分析. 以 2015 年作为政策实施的分界点, 结果表明, 在 2010 年至 2014 年时间段内, 上证指数与恒生指数的日收益率序列可以使用 GARCH(1,1)-GED 模型较好地拟合, 而在 2015 年至 2019 年时间段内, 上证指数与恒生指数日收益率序列应采用 GARCH(1,1)-t 模型进行拟合. 本文考虑了五种常见的 Copula 函数, 发现二元 t-Copula 函数在两个时间段内均表现最佳, 并根据估计得出的参数计算尾部相关系数. 研究表明, 在沪港通政策实施后, 上证指数与恒生指数的尾部相关系数显著增强, 这反映了两者在极端情形下的协同运动, 即当某一指数发生暴涨或暴跌时, 另一指数也会受到更强的影响, 两市的关联程度显著增强, 从而证实了沪港通政策的有效性.

参考文献

- [1] Tsay R S. Analysis of financial time series[M]. John Wiley Sons, 2005.
- [2] Sklar A. Fonctions de répartition à dimensions et leurs marges[J]. Publications de l'Institut de statistique de l'Université de Paris, 1959, 8: 229-231
- [3] Nelsen R B. An introduction to copulas[M]. Springer Science Business Media, 1999.
- [4] 张尧庭. 连接函数 (copula) 技术与金融风险分析 [J]. 统计研究, 2002 (4): 48-51.
- [5] 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, 22(4): 7-12.
- [6] 魏平, 刘海生. Copula 模型在沪深股市相关性研究中的应用 [J]. 数理统计与管理, 2010(5): 890-898.
- [7] 刘喜波, 王增, 谷艳华. 基于 Copula 模型的沪深股市日收益率的相关性研究 [J]. 数学的实践与认识, 2015, 45(11): 101-108.
- [8] Box G E, Jenkins G M, Reinsel G C, Ljung G M. Time series analysis: forecasting and control[J]. John Wiley Sons, 2015.
- [9] Bollerslev T. Generalized autoregressive conditional heteroskedasticity[J]. Journal of Econometrics, 1986, 31(3): 307-327.
- [10] Heston S L. A closed-form solution for options with stochastic volatility with applications to bond and currency options[J]. The Review of Financial Studies, 1993, 6(2): 327-343.
- [11] 王力, 徐美萍. 基于多元 t 分布和均值-方差模型的投资组合风险分析 [J]. 鲁东大学学报 (自然科学版), 2016, 32(2): 129-134.
- [12] 侯叶子, 卢俊香. 基于 Copula-GARCH 模型的沪深股市相关性分析 [J]. 西安工业大学学报, 2019, 39(1): 7-11.
- [13] Bollerslev T. Generalized autoregressive conditional heteroskedasticity[J]. Journal of Econometrics, 1986, 31(3): 307-327.
- [14] Bollerslev T. A conditionally heteroskedastic time series model for speculative prices and rates of return[J]. The Review of Economics and Statistics, 1987: 542-547.

A Dependence Analysis Between Shanghai and Hong Kong Stock Markets Based on the GARCH-Copula Model

SHI Zhi-yan, SONG Wei-hang, WANG Chao-jie

(School of Mathematical Science, Jiangsu University, Zhenjiang 212013, China)

Abstract: The Shanghai-Hong Kong Stock Connect is one of the most influential policies in China's capital market reform in recent years. Since its implementation in November 2014, the connection between Shanghai and Hong Kong markets have been significantly strengthened. From the perspective of empirical analysis, this paper establishes the Copula-GARCH model for binary time series to analyze the dependence between the return sequences of Shanghai Composite Index and Hong Kong Hang Seng Index. The results show that the overall correlation of the two markets is enhanced after the implementation of the Shanghai-Hong Kong Stock Connect. The tail dependence is also significantly strengthened. They confirm the effectiveness of the Shanghai-Hong Kong Stock Connect policy.

Keywords: copula theory; GARCH model; heavy-tailed distribution; tail dependence; Shanghai-Hong Kong Stock Connect