

基于机制转换混合 Copula 模型的我国股市间极值相依性

吴吉林¹, 张二华²

(1. 山东大学 经济研究院, 济南 250100; 2. 上海财经大学 经济学院, 上海 200439)

摘要 通过构建机制转换混合 Copula 模型, 考察了沪、深股市与港、台股市间的尾部相依特征, 研究发现: 它们间的尾部相依性呈非对称动态过程, 在低风险状态下, 右尾部相依性普遍高于左尾部相依性; 而在高风险状态下, 左尾部相依性普遍高于右尾部相依性. 相对于沪、深股市与台股而言, 沪、深股市与港股间的尾部相依性更强, 其尾部相依性对外来冲击更敏感; 相对于沪市与港、台股市而言, 深市与港、台股市间的尾部对外在冲击更敏感. 在此次次贷危机中, 沪、深股市与港、台股市间极值风险显著增加, 并呈现明显的金融感染. 而且各尾部相依性的两个结构变化几乎同时发生并分别对应于危机的第一、二阶段, 这表明: 沪、深股市与港、台股市间的风险呈系统性特征, 而危机的第三阶段对沪、深股市与港、台股市间的影响较有限.

关键词 极值事件; 金融感染; 市场风险; 尾部相依性; 机制转换

Extreme dependence in Chinese stock markets based on regime-switching mixed Copula

WU Ji-lin¹, ZHANG Er-hua²

(1. The Center for Economic Research, Shandong University, Shandong 250100, China;

2. The School of Economics, Shanghai University of Finance and Economics, Shanghai 200439, China)

Abstract Based on regime switching mixed Copula model, this paper finds the tail dependence between Shanghai, Shenzhen and Hongkong, Taiwan stock markets is a dynamic asymmetric process. In the state of low risk, right tail dependence is higher than left tail dependence; in the state of high risk, the situation is opposite. The tail dependence between Shanghai, Shenzhen and Hongkong stock markets is much stronger and more sensitive to exterior shocks than that between Shanghai, Shenzhen and Taiwan stock markets. The tail dependence between Shenzhen and Hongkong, Taiwan stock markets is more sensitive to exterior shocks than that between Shanghai and Hongkong, Taiwan stock markets. Tail dependence shows Chinese stock market risk increases significantly in the crisis and financial contagion happens. Furthermore, the tail dependence shows two big simultaneous structure changes correspond to the first and second stages of the crisis, which means the stock market risk is systematic. However, the third stage of the crisis almost has no influence on Chinese stock markets.

Keywords extreme events; financial contagion; market risk; tail dependence; regime switching

1 引言

极值事件对于金融市场风险的监管与防范以及资产的投资组合尤为重要, 该事件通常表现为收益率的大幅变动、股市的崩盘、信用违约和资产价格的骤跌. 随着国际金融市场间联系的加强, 极值事件的发生不再是孤立的, 它更可能会像流感一样在各金融市场间传播, 一国或地区的金融事件都可能会对其他国家或地区的金融体系造成冲击, 即使后者具有良好的经济基础, 防范的难度也大大增加^[1]. 几次较大的极值事件如“1987 年美国股市崩盘”、“1994 年比索危机”以及“1997 年亚洲金融危机”等都在国际金融市场中引起了局部的甚至全球性的连锁感染. 2007 年始于美国的次贷危机愈演愈烈, 在 2008 年变成了全球性的金融风暴, 对

收稿日期: 2010-05-26

资助项目: 山东大学经济研究院自主创新 (2011JC004)

作者简介: 吴吉林 (1979-), 浙江人, 博士, 讲师, 研究方向: 金融计量经济学; 张二华 (1979-), 安徽人, 博士, 研究方向: 金融计量经济学.

包括祖国大陆、中国香港与中国台湾在内的中国股市造成了巨大冲击, 各股指接连下挫, 市场风险骤然上升, 并可能在各股市间引起“金融感染”。故而, 在当今区域金融一体化特别是在中国经济一体化的背景下, 研究极值事件发生下祖国大陆、中国香港与中国台湾股市间的市场风险以及可能的“金融感染”不仅对于携手防范区域金融风险, 稳定区域金融市场, 加强祖国大陆、中国香港与中国台湾间的金融监管合作, 建立金融协调机制具有重要参考意义, 而且对于在沪、深股市与港、台股市间进行投资组合、调整投资方式也具有重要指导意义。

极值事件引发的“金融感染”可以来自多种不同传播渠道如信息传递^[2]、流动性短缺^[3]以及跨市场的投资重新组合^[4]等, 如果对每一种感染渠道进行单独分析, 研究结果虽更具洞察力, 但鉴于金融微观数据的难获得性, 现行做法主要以考察收益率间的相依性来判断感染是否发生¹。Forbes 和 Rigobon^[5]把危机期间由于受同一冲击而引起的不同金融市场间相依性的增强定义为“金融感染”。在此基础上, 许多实证研究都通过检验相关系数来考察“金融感染”是否发生, 如 Calvo 和 Reinhart^[6]对“1994 年比索危机”的考察和 Chiang 等^[7]对“1997 年亚洲金融危机”的考察。但上述研究忽略了这样的事实, 相关系数只代表两收益率在均值附近同涨同跌的程度, 极值事件发生时, 我们更多关注的是金融市场间的极值风险如一股市崩盘引发另一股市崩盘的概率。在统计上, 金融市场间的极值风险和尾部相依性紧密联系。在股票市场里, 尾部相依性衡量了股市间同时发生大涨或大跌的可能性, 特别是左尾部相依性反映了负面异常事件发生时, 市场间的风险溢出效应。许多时候相关系数和尾部相依性的运动方向并不一致。使用相关系数作为对“金融感染”的判断将可能引起对市场间风险的低估或高估。鉴于上述原因, 学者们开始在极值背景下考察危机事件发生时市场间相依性变化。Longin 和 Solik^[8]使用极值相依理论研究发现欧美发达股市收益率的极值相依性存在非对称性, 在熊市下比牛市下更高。Poon 等^[9]运用非参数极值相依理论也得出了同样的结论, 但他们另外还发现, 发达股市间尾部相依性中以渐进独立性为主, 而渐进相依性为辅。Rodriguez^[10]使用 Copula 模型来研究亚洲金融危机和墨西哥比索危机时金融市场间的感染, 发现危机时期东亚五国股市间的尾部相依性上升和非对称性, 这些市场间发生了感染, 而拉丁美洲四国间尾部相依性基本独立, 它们间未出现感染。

由于大陆股市起步较晚, 在很长时期里都处于独立状态, 因此, 关于大陆股市与其他股市间风险溢出和金融感染的研究较少, 主要有洪永淼等^[11]使用风险格兰杰方法考察了 1994 年 1 月至 2003 年 4 月大陆 A 股、B 股以及 H 股和世界主要股市间的极端风险溢出效应, 发现 B 股、H 股与世界其他股市间存在着显著的风险溢出效应; 而 A 股虽与韩国、新加坡股市间存在着风险溢出, 但与日本、美国和德国等股市间不存在任何风险溢出。该方法虽能检测出风险溢出效应, 但不能给出风险溢出的具体程度, 而且不能反应出时时的风险变化特征。为了反映市场间风险溢出变化程度, 叶五一和廖柏其^[12]使用变点 Copula 方法发现在次贷危机下除中国台湾股市外, 其余亚洲股市与美国标准普尔收益率间的相依性结构存在变点并发生了金融感染, 并且变点发生的时间与次贷危机的进程基本吻合。但该方法的主要缺点是首先需要做变点检测, 然后依据变点的时间给出结构变化前后的相依性。吴吉林和张二华^[13]运用机制转换 t-Copula 方法, 考察了次贷危机中大陆股市与美、日、港股间的相依性结构变化, 该方法能自动搜索危机期间的结构变化时间点和给出风险的动态特征。研究发现次贷危机中沪市与日、港股间的相依性上升并呈现一定的感染; 尾部相依性显示危机事件发生时, 美、日股市特别是港股对大陆股市的大风险溢出效应还是存在的。但 t-Copula 的缺点是假设左、右尾部相依性为对称形式, 而 Longin 和 Solik^[8]、Poon 等^[9]和 Rodriguez^[10]却发现金融市场间的尾部相依性呈现非对称特征。

为了弥补上述研究的不足, 特别是作为对吴吉林和张二华^[13]研究的补充, 本文将运用比较新的机制转换混合 Copula 模型来考察祖国大陆股市与中国香港、中国台湾股市间尾部相依结构动态特征以及在次贷危机发生时可能的“金融感染”和市场风险变化。本文的贡献主要体现在以下两点: 首先, 本文首次较系统的在一个中国框架内考察极值事件发生下沪深股市与港台股市间的市场风险变化特征。其次, 本文首次使用机制转换混合 Copula 方法来同时对左、右尾部相依性建模。该模型不仅能自动搜索出尾部相依性的结构变化, 并能同时捕捉到左、右尾部间可能存在的非对称动态特征, 并且比单个 Copula 模型更具稳健性。本文余下部分安排为: 第 2 部分为数据性质分析; 第 3 部分介绍机制转换混合 Copula 模型; 第 4 部分为实证分析; 第 5 部分为政策建议。

1. “相依性”(dependence) 和“相关性”(correlation) 都是指市场间的联动性, 但前者泛指任何的线性和非线性关系, 而后者主要指线性关系。

2 数据性质分析

本文选取 2005 年 1 月 4 日至 2009 年 9 月 30 日的上证综合指数 (SSCI)、深圳成分指数 (SZCI)、香港恒生指数 (HSI) 和台湾加权指数 (TWII) 等证券市场指标作为样本, 除去节假日后每组样本量 1106 个². 我们不考虑周一、月末效应, 收益率采取对数收益率即 $r_t = \ln(P_t/P_{t-1}) \times 100$, 其中 P_t 为 t 时期股票的收盘价格. 表 1 给出了四收益率的统计量描述. 从样本的收益率和标准差来看, 两者间成正向关系: 收益率越高, 市场波动越大, 其风险也越高. 四股指收益率的偏度都为负值, 除恒生指数外, 其余三指数偏度 (skewness) 统计量都在 5% 的水平上显著, 这表明各市场存在大的负回报率的可能性更高. 峰度 (kurtosis) 统计量至少在 5% 水平上显著, 各收益率都具有尖峰厚尾性质. Jarque-Bera 统计量在 1% 的显著水平上拒绝了各收益率分布的正态性假设. Ljung-Box 检验发现除沪市外, 其余各收益率至少在 10% 的显著性水平上都存在较强的序列相关. 最后, 各收益率在 1% 的显著水平上都存在 ARCH 效应³.

表 1 各金融市场收益率统计量性质描述

金融市场	mean	std	skewness	kurtosis	Jarque-Bera	Ljung-Box	ARCH-LM
上证综指	0.073	2.096	-0.264**	5.124**	220.623**	21.298	61.421**
深圳成指	0.119	2.289	-0.334**	4.627**	142.433**	22.400*	86.018***
香港恒生	0.036	1.994	-0.037	11.006	2951.520***	24.310*	290.726***
台湾加权	0.019	1.549	-0.456**	6.657**	654.043***	39.330***	175.944***

注: 本文各表中 **、*、* 分别表示在 1%、5%、10% 的水平上显著.

另外, 我们使用 Longin 和 Solnik^[8] 和 Ang 和 Chen^[14] 的超位相关系数 (exceedance correlation) 来初步考察沪、深股市与港、台股市尾部间的非对称性, 该表达式为

$$\begin{cases} \rho^-(q) = \text{corr}(r_{1t}, r_{2t} | r_{1t} < F_{r_{1t}}^{-1}, r_{2t} < F_{r_{2t}}^{-1}), & q \leq 0.5, \\ \rho^+(q) = \text{corr}(r_{1t}, r_{2t} | r_{1t} > F_{r_{1t}}^{-1}, r_{2t} > F_{r_{2t}}^{-1}), & q \geq 0.5. \end{cases}$$

在上式中, q 为分位数, corr 为相关系数函数, $F_{r_{1t}}$ 和 $F_{r_{2t}}$ 分别为 r_{1t} 、 r_{2t} 的经验分布, 而 $F_{r_{1t}}^{-1}$ 和 $F_{r_{2t}}^{-1}$ 分别为 $F_{r_{1t}}$ 和 $F_{r_{2t}}$ 的反函数形式. 图 1 给出了分位数从 0.05 到 0.95 的各股市间的超位相关系数, 图中显示沪、深股市与港、台股市间的超位相关系数存在非对称性, 负收益率间的相关值要明显高于正收益率间的相关值, 而且沪、深股市与港股间的联系要明显高于其与台股间的联系.

为了初步了解沪、深股市与港、台股市尾部变化, 我们采用窗口宽度为 150, 分位数为 0.25 和 0.75 的滚动超位相关系数来分别刻画左、右尾部的动态特征. 第一个子样本区间为 2005 年 1 月 4 日 (第 1 个样本) 至 2005 年 8 月 30 日 (第 150 个样本), 第二个子样本区间为 2005 年 1 月 5 日 (第 2 个样本) 至 2005 年 8 月 31 日 (第 151 个交易日), 依次类推, 最后的样本区间为 2009 年 2 月 24 日 (第 957 个样本) 至 2009 年 9 月 30 日 (第 1106 个样本). 图 2 显示沪、深股市与港、台股市间的滚动超位相关系数在 2007 年 2 月左右都存在明显较大的结构性变化, 其中左尾部突然上升, 右尾部突然下降, 其后在新的水平高度上波动. 另外, 从图 2 中还可以看出, 左右尾部的超位相关系数存在明显的非对称性, 在 2007 年 2 月之前, 右尾部相关系数较高, 而 2007 年 2 月之后, 左尾部相关系数较高.

虽然超位相关系数能初步反映沪、深股市与港、台股市尾部间存在的非对称和结构性变化, 但其仍停留在线性相依关系的刻画上, 另外, 异方差效应的存在也会对极值相依性大小产生影响 (Forbes 和 Rigobon^[5]). 因此, 为了准确刻画沪、深股市与港、台股市间的尾部相依特征, 本文将使用机制转换混合 Copula 方法来对其建模.

3 机制转换混合 Copula 模型

由 Sklar 定理可知: 任何多元联合分布都可分解成边际分布和包含相依结构的 Copula 函数. 我们可以根据待研究数据的具体性质来灵活选择边际分布和 Copula 函数形式, 从而能生成复杂的非正态联合分布, 这对于研究金融数据的尖峰、厚尾等性质有特别帮助⁴. 因此, 在对 Copula 函数建模时, 第一步是选择合适

2. 本文对节假日处理的方式是: 如果某一市场因节假日而缺失当日数据, 则将其相对照组的当日样本数据删除.

3. Ljung-Box 和 ARCH-LM 统计量都使用了滞后 15 项.

4. 关于 Copula 方法的具体介绍可参阅 Nelson^[15].

的边际分布, 第二步是选择合适的 Copula 函数. 机制转换混合 Copula 是在混合 Copula 函数的基础上引入机制转换. 在我们的模型中, 机制状态只影响混合 Copula 函数的参数, 而对边际分布不产生影响.

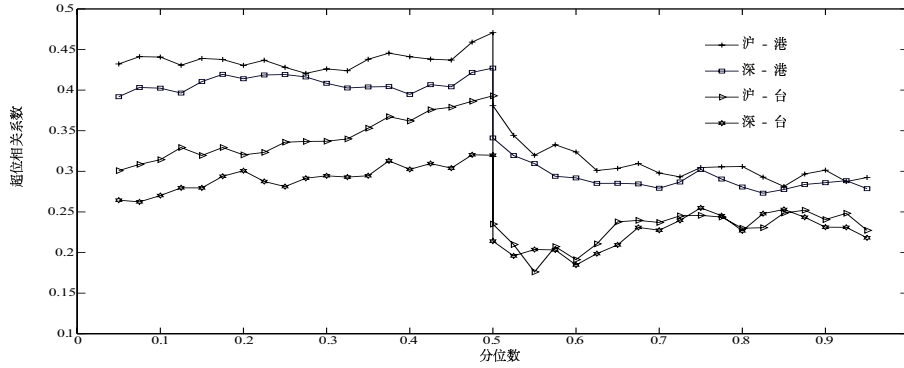


图 1 沪、深股市与港、台股市间的超位相关系数

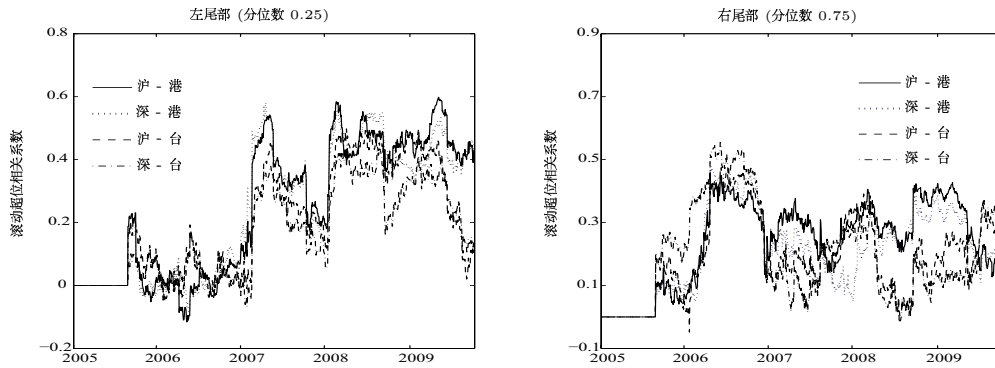


图 2 各组股市尾部间的滚动超位相关系数

3.1 边际分布建模

以往的研究多数是预先设定边际分布为正态分布、 t 分布、偏态 t 分布或广义误差分布等形式, 然后基于该边际分布选择合适的 Copula 函数并估算出参数. 但如果不对边际分布做模型设定定性检验, 很难保证分布函数形式的正确性, 甚至有时没有现存分布函数能拟合所给定的金融数据. 为了避免上述缺陷, 本文在对边际分布建模时使用非参数方法. 另外, 本文金融数据存在自相关和条件异方差, 而且样本时间段跨越次贷危机时期. 在此次危机中, 各股市波动性明显加强, 特别是随着危机的发展, 一批批世界著名金融机构的破产倒闭以及和危机相关的不利消息的发布都能引发国际股价大跌. 因此, 在对样本进行自相关和条件异方差处理时, 我们也考虑了可能存在的跳跃行为. 设 r_t 为一收益率矢量随机过程, r^{t-1} 为 $\{r_{t-1}, r_{t-2}, \dots\}$ 上生成的 σ 信息集, $t = 1, 2, \dots, T$. 具体模型设定如下:

$$\begin{cases} r_t = \psi_0 + \psi_1 r_{t-1} + \sqrt{h_t} \varepsilon_t + J \Delta \pi(\lambda_t) \\ h_t = \delta_0 + \delta_1 [r_{t-1} - E_{t-2}(r_{t-1})]^2 + \delta_2 h_{t-1} \\ Pr(\Delta \pi(\lambda_t) = 1) = \lambda_t, \quad Pr(\Delta \pi(\lambda_t) = 0) = 1 - \lambda_t \\ \lambda_t = \Omega \left(\omega_0 + \omega_1 \lambda_{t-1} + \omega_2 \cdot \frac{1}{m} \sum_{j=1}^m |r_{t-j} - r_{t-j-1}| \right) \\ \varepsilon_t \sim \text{i.i.d}(0, 1), \quad J \sim N(\mu, \theta^2), \quad \zeta_t = \frac{r_t - E_{t-1}(r_t)}{\sqrt{\text{var}_{t-1}[r_t - E_{t-1}(r_t)]^2}} \sim \text{i.i.d}(0, 1) \end{cases} \quad (1)$$

$$E_{t-1}(r_t) = \psi_0 + \psi_1 r_{t-1} + \lambda_t \mu, \quad \text{var}_{t-1}[r_t - E_{t-1}(r_t)] = h_t + \lambda_t [\theta^2 + (1 - \lambda_t) \mu^2] \quad (2)$$

在该模型中 AR(1) 过程和 GARCH(1,1) 过程分别用来过滤样本中存在的自相关和异方差. 而跳跃行为使用泊松计数过程的贝努利离散化近似描述, 跳跃幅度 J 服从 $N(\mu, \theta^2)$ 的正态分布, μ 和 θ^2 分别为跳跃均

值和方差⁵. 跳跃强度 (概率) λ_t 为一非线性自回归过程, 其不仅受前一期 λ_{t-1} 的影响即存在一阶自回归, 而且还受前 m 期收益率变动幅度绝对值的冲击影响. 为了确保 λ_t 在区间 $[0,1]$ 内, 我们对其做 $\Omega(x) = \frac{e^x}{1+e^x}$ 形式的 Logistic 变换. $\Delta\pi(\lambda_t)$ 为贝努利随机变量, 其发生跳跃的次数为 0 或 1. ζ_t 为过滤后的标准残差, 其具体分布形式未知, 但满足 $E(\zeta_t) = 0$ 和 $\text{var}(\zeta_t) = 1$ 的独立同分布. 另外, (2) 式给出了考虑跳跃因素后 r_t 的条件均值和方差. 在标准残差序列 ζ_t 的基础上, 我们用非参数方法获得其边际分布;

$$u_t = \frac{1}{T+1} \sum_{t=1}^T I(\zeta_{1,t} \leq x), \quad v_t = \frac{1}{T+1} \sum_{t=1}^T I(\zeta_{2,t} \leq y) \quad (3)$$

3.2 机制转换混合 Copula 建模

混合 Copula 就是不同 Copula 函数的线性加权, 其主要优点是能嵌套不同的相依性结构, 并由样本数据来选择最具拟合能力的 Copula 函数. 为了研究两股市间左、右尾部不同的相依特征, 本文引入由 Gumbel Copula C_G 和 Rotated Gumbel Copula C_{RG} 线性加权而成的混合 Copula 函数, 其定义如下:

$$C_M(u_t, v_t|\theta_c) = w_1 C_G(u_t, v_t|\alpha) + (1 - w_1) C_{RG}(u_t, v_t|\beta) \quad (4)$$

$$C_G(u_t, v_t|\alpha) = \exp\{-[(-\log(u_t))^\alpha + (-\log(v_t))^\alpha]^{1/\alpha}\} \quad (5)$$

$$C_{RG}(u_t, v_t|\beta) = C_G(1 - u_t, 1 - v_t|\beta) \quad (6)$$

权重 $w_1(0 \leq w_1 \leq 1)$ 和 $1 - w_1$ 反映了 C_G 和 C_{RG} 在混合 Copula 中的相对重要程度. α 和 β 分别为 C_G 和 C_{RG} 的相依参数, 并满足 $1 \leq \alpha, \beta$. 当 $\alpha, \beta = 1$ 时, 两变量尾部间相互独立; 当 $\alpha, \beta \rightarrow \infty$ 时, 两变量尾部间完全相依. 在 Copula 函数 C_G 和 C_{RG} 中, C_G 对应着左尾低右尾高, 密度函数呈“J”型, 其左尾部相依性为 0, 右尾部相依性为 $\tau_{U,G} = 2 - 2^{1/\alpha}$; 与 C_G 恰好相反, C_{RG} 对应着左尾高右尾低, 密度函数呈“L”型, 其左尾部相依性为 $\tau_{L,RG} = 2 - 2^{1/\beta}$, 而右尾部相依性为 0⁶. 因此, 混合 Copula 的右尾部和左尾部相依性可分别写为:

$$\tau_{U,M} = w_1 \tau_{U,G} = w_1(2 - 2^{1/\alpha}), \tau_{L,M} = (1 - w_1) \tau_{L,RG} = (1 - w_1)(2 - 2^{1/\beta}) \quad (7)$$

为了刻画尾部相依性的动态特征以及可能的结构变化, 我们在混合 Copula 函数中引入两状态的机制转换 $s_t = 0, 1$, 假设其变动遵循一阶马尔可夫链, 其过渡概率 P 设为常矩阵形式即 $P = \begin{pmatrix} p & 1-p \\ 1-q & q \end{pmatrix}$. 在我们的模型中, 机制状态只影响 Copula 函数的相依结构和权重, 而对边际分布不产生影响. 基于上述假设, 在时间 t 和状态 j 下的机制转换混合 Copula 为:

$$C_{RM}^j(u_t, v_t|\theta_c^j) = w_1^j C_G(u_t, v_t|\alpha^j) + (1 - w_1^j) C_{RG}(u_t, v_t|\beta^j), \quad j = 0, 1 \quad (8)$$

因此, 状态 j 下的右尾部和左尾部相依性分别为

$$\tau_{U,RM}^j = w_1^j(2 - 2^{1/\alpha^j}), \quad \tau_{L,RM}^j = (1 - w_1^j)(2 - 2^{1/\beta^j}), \quad j = 0, 1 \quad (9)$$

另外, 由于模型中引入了高低两种不同状态, 右尾部和左尾部相依性为两状态下的条件期望值即

$$\tau_{U,RM} = \sum_{j=0}^1 \text{Pr}(S_t = j|I_{t-1}) \tau_{U,RM}^j, \quad \tau_{L,RM} = \sum_{j=0}^1 \text{Pr}(S_t = j|I_{t-1}) \tau_{L,RM}^j \quad (10)$$

记 $R_t = (r_{1,t}, r_{2,t})$, $t = 1, 2, \dots, T$, I_{t-1} 为 R_{t-1}, R_{t-2}, \dots 上的 σ 信息集. 在时间 t 和状态 j 下, 存在机制转换的二元联合密度函数可写为⁷

$$f(R_t|I_{t-1}, S_t = j) = c_{RM}^j(u_t, v_t|\theta_c^j) \prod_{i=1}^2 f_i(r_{i,t}|r_i^{t-1}; \theta_{m,i}), \quad j = 0, 1 \quad (11)$$

其中 c_{RM}^j 为 $C_{RM}^j(u_t, v_t|\theta_c^j)$ 相对应的密度函数, $f_i(\cdot)$ 是 $r_{i,t}$ 的边际密度函数, 其参数为 $\theta_{m,i}$.

5. 泊松计数过程的性质表明, 在很短时间 Δt 内收益率发生多次跳跃的概率是 Δt 的高阶无穷小, 本文样本为日数据, 其频率约为 $1/220$, 因此完全可以用贝努利随机变量 $\Delta\pi(\lambda_t)$ 来近似泊松计数过程的增量过程.

6. 对于二元 Copula 函数 C , 其左尾部相依性和右尾部相依性的定义为:

$$\lim_{\varepsilon \rightarrow 0} \text{Pr}[U \leq \varepsilon|V \leq \varepsilon] = \lim_{\varepsilon \rightarrow 0} C(\varepsilon, \varepsilon)/\varepsilon = \tau_L, \quad \lim_{\varepsilon \rightarrow 1} \text{Pr}[U \geq \varepsilon|V \geq \varepsilon] = \lim_{\varepsilon \rightarrow 1} (1 - 2\varepsilon + C(\varepsilon, \varepsilon))/(1 - \varepsilon) = \tau_U.$$

对于上述式子, 如果极限存在并且 $\tau^L(\tau^U) \in (0, 1]$, 则该 Copula 具有左 (右) 尾部相依性, 如果 $\tau^L(\tau^U) = 0$, 则不存在左 (右) 尾部相依性.

7. Copula 函数在过滤前后, 其相依结构保持不变, 这里有 $c_{RM}^j(u_t, v_t|\theta_c^j) = c_{RM}^j(F_1(r_{1,t}), F_2(r_{2,t})|I_{t-1}; \theta_c^j)$.

3.3 模型参数估计

由 (11) 可知, 在时间 t 和状态 j 下, 虽然边际分布函数 $\theta_{m,i}$ 和 Copula 参数 θ_c^j 相互独立, 联合概率密度可分解为边际密度函数与 Copula 密度函数的乘积形式, 但 f_i 的具体形式未知, 我们只知道 $E(\zeta_t) = 0$, $\text{var}(\zeta_t) = 1$ 以及 $c_{RM}^j(u_t, v_t|\theta_c^j)$ 的相依结构, 这给模型的估计带来一定困难. 但 Chen 和 Fan^[16] 的半参数 Copula 估计法能较好的解决此处困难, 并且估计结果具有一致性和稳健性, 同时服从渐进正态分布. 定义

$$\hat{\xi}_{t|t-1} = \begin{pmatrix} \hat{\xi}_{t|t-1}^{(0)} \\ \hat{\xi}_{t|t-1}^{(1)} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} Pr(S_t = 0|I_{t-1}) \\ Pr(S_t = 1|I_{t-1}) \end{pmatrix}, \quad \eta_{ct} = \begin{pmatrix} c_{RM}^0(u_t, v_t|\theta_c^0) \\ c_{RM}^1(u_t, v_t|\theta_c^1) \end{pmatrix},$$

以及

$$\eta_t = \begin{pmatrix} f(R_t|I_{t-1}, S_t = 0) \\ f(R_t|I_{t-1}, S_t = 1) \end{pmatrix},$$

我们有 $\eta_t = \eta_{ct} \times \prod_{i=1}^2 f_i(r_{i,t}|r_i^{t-1}; \theta_{m,i})$. 总似然函数可写为:

$$L(\theta_c, \theta_{m,1}, \theta_{m,2}) = \sum_{t=1}^T \ln(\hat{\xi}_{t|t-1} \eta_t) = \sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^2 \ln f_i(r_{i,t}|r_i^{t-1}; \theta_{m,i}) + \sum_{t=1}^T \ln \left(\sum_{k=0}^1 \hat{\xi}_{t|t-1}^k c_{RM}^k(u_t, v_t|\theta_c^k) \right) \quad (12)$$

其中 Hamilton 过程为:

$$\hat{\xi}_{t|t} = [\hat{\xi}_{t|t-1} \eta_t]^{-1} (\hat{\xi}_{t|t-1} \odot \eta_t) = [\hat{\xi}_{t|t-1} \eta_{ct}]^{-1} (\hat{\xi}_{t|t-1} \odot \eta_{ct}), \quad \hat{\xi}_{t+1|t} = P' \hat{\xi}_{t|t}.$$

\odot 表示两向量元素一一相乘, 上式中初始值 $\hat{\xi}_{1|0}$ 设定为无条件概率均值. 我们对 (12) 式采取两步估计法, 第一步使用拟极大似然法 (QMLE) 估计出和边际密度函数有关的参数即

$$\varphi_{m,i}^* = \arg \max_{\varphi_{m,i}} \sum_{t=1}^T \ln[\lambda_t f_i(r_{i,t}|\Delta\pi(\lambda_t) = 1, r_i^{t-1}) + (1 - \lambda_t) f_i(r_{i,t}|\Delta\pi(\lambda_t) = 0, r_i^{t-1})], \quad i = 1, 2,$$

$$f(r_{i,t}|\Delta\pi(\lambda_t) = j, r_i^{t-1}) = \frac{1}{\sqrt{2\pi(h_t + j\theta^2)}} \exp \left[-\frac{(r_{i,t} - \psi_0 - \psi_1 r_{i,t-1} - j\mu)^2}{2(h_t + j\theta^2)} \right], \quad j = 0, 1.$$

基于第一步的标准残差, 使用非参数方法获得边际经验分布 (u_t, v_t) , 然后在第二步中使用极大似然法估计出和机制转换混合 Copula 密度函数有关的参数即

$$\theta_c^* = \arg \max_{\theta_c} \sum_{t=1}^T \ln \left(\sum_{k=0}^1 \hat{\xi}_{t|t-1}^{(k)} c_{RM}^k(u_t, v_t|\theta_c^k) \right).$$

另外, 为了检验机制转换模型相对于单一机制模型拟合能力的改善程度, 我们给出原假设即只存在单一机制 ($H_0: p = 1, q = 0$), 而对立假设存在机制转换. 该检验面临不可识别的的噪声参数 p, q , 普通的似然比检验将失去有效性, 而 Vuong^[17] 提出的广义似然比检验可用来判定存在噪声参数的任何嵌套或非嵌套两模型间哪个更具有竞争力, 其统计量为

$$V = T^{-\frac{1}{2}}(L_T^u - L_T^r)/\hat{\omega}_r \rightarrow N(0, 1),$$

其中, $\hat{\omega}_T^2 = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T [\ln \frac{f_T^u}{f_T^r}]^2 - [\frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \ln \frac{f_T^u}{f_T^r}]^2$, T 为样本长度, L_T^u, L_T^r 和 f_T^u, f_T^r 分别为非受限模型和受限模型相对应的极大似然值和似然概率密度函数, 该统计量的具体介绍可参考 Vuong^[17].

4 实证分析

4.1 边际模型参数估计

首先使用 (1) 式对收益率中的自相关、异方差以及可能的跳跃因素进行过滤, 其中跳跃强度 λ_t 中的外来冲击项 m 设为 10, 主要用来反应持续两星期的累计冲击. 再次使用 Ljung-box 和 ARCH-LM 检验显示过滤后的四标准残差序列 ζ_t 在 10% 的水平上都不显著, 基本剔除自相关和异方差效应. 各组 $\delta_1 + \delta_2$ 都接近于 1, 这表明各股市的 GARCH 效应都较持久. 在上证综指和深圳成指的跳跃强度 λ_t 中, 自回归效应 ω_1 相对较强, 而外来冲击效应 ω_2 相对较弱; 恒生指数和台湾加权指数的跳跃强度 λ_t 中自回归效应 ω_1 相对较弱, 而外来冲击效应 ω_2 相对较强. 这不难理解, 相对于港、台股市, 沪、深股市波动较频繁, 波动是一种经常现象, 从图 3 中可以看出, 跳跃和波动相似, 具有聚类效应, 大的波动越持久时, 股市跳跃也相对持久, 这表现为跳跃中较强的自回归效应. 而港、台股市波动相对较小, 除了偶尔较强的波动外, 其余多数时间段内股市相对平静, 在面对偶尔较强的外来冲击时, 跳跃反应较敏感, 而一旦较大波动过后很快又恢复到低水平波动状态,

这在跳跃上表现为持久性相对较弱. 造成沪、深股市与港、台股市在波动、跳跃上存在差异的主要原因是大陆股市较非理性, 在 2007 年初至 2007 年十月股市较好时期, 投资者盲目跟风, 即使有清晰迹象显示股市已出现大量泡沫, 但投资者仍继续抬高股价, 然后迅速换手, 这使得股市在繁荣时期也处在极高的波动率和市场风险中. 而当次贷危机正式爆发后, 投资者开始对股市失去信心, 并疯狂抛售, 使得股指一路下跌, 即使股市泡沫已被挤出后, 由于投资者过渡悲观, 使得市场也表现较高的波动率和较大风险. 因此, 祖国大陆股市的较大波动和较高跳跃概率的持续效应表现较持久. 而港、台股市较成熟, 投资者较理性, 随着次贷危机一轮轮推进, 港、台股市出现了一轮轮较大波动, 但随着利空消息的散去, 股市很快又恢复了平静, 因此, 其较大波动持续时间较短, 这在跳跃图上也表现为跳跃强度的持续性较弱, 而对外来冲击较敏感.

表 2 边际模型中各参数估计值

	上证综指	深圳成指	香港恒生	台湾加权
ψ_0	0.333(5.574)***	0.290(4.855)***	0.135(2.661)***	0.148(2.830)***
ψ_1	0.017(1.185)	0.049(1.870)*	-0.032(-1.196)	0.011(0.952)
δ_0	0.007(1.092)	0.110(1.868)*	0.011(1.430)	0.015(1.767)*
δ_1	0.009(2.366)***	0.031(3.046)***	0.047(2.944)***	0.035(2.925)***
δ_2	0.977(121.011)***	0.948(62.949)***	0.923(42.316)***	0.930(50.147)***
ω_0	-2.480(-18.390)***	-2.589(-24.250)***	-3.446(-4.801)***	-2.789(-11.292)***
ω_1	4.313(34.373)***	4.563(40.002)***	3.134(21.389)***	3.749(11.247)***
ω_2	0.116(4.167)***	0.107(3.842)***	0.715(5.299)***	0.372(3.253)***
μ	-0.711(-3.608)***	-0.606(-2.461)***	-0.272(-1.353)	-0.485(-2.231)***
θ^2	6.793(8.102)***	5.689(5.855)***	4.044(3.622)***	3.611(4.977)***
Ljung-box	21.526	21.033	13.653	20.554
ARCH-LM	17.571	13.716	6.248	21.154

另外, 四收益率的平均跳跃幅度 μ 都为负值, 其中沪、深股市跳跃幅度较大, 而港、台股市的跳跃幅度较小. 同样, 沪、深股市跳跃幅度的方差 θ^2 也较大, 港、台股市跳跃幅度方差也较小, 这再次表明沪、深股市收益率中的跳跃行为更强烈. 由 (2) 式知, 相对于无跳跃模型, 加入跳跃后条件均值从 $\psi_0 + \psi_1 r_{t-1} + \lambda_t \mu$, 跳跃因素 $\lambda_t \mu$ 解释了部分均值变化. 收益率的条件方差 $\text{var}_{t-1}[r_t - E_{t-1}(r_t)]^2$ 中来自 GARCH 效应部分为 h_t , 而来自跳跃部分为 $\lambda_t[\theta^2 + (1 - \lambda_t)\mu^2]$, GARCH 效应和跳跃因素各解释了收益率部分方差变化. 图 3 显示在波动较大时, 考虑跳跃因素的方差要低于由普通 GARCH 得到的方差, 而在波动较小时, 考虑跳跃因素的方差要高于由普通 GARCH 得到的方差⁸. 因此, 普通 GARCH 模型可能在波动较小时低估了方差, 而在波动较大时又高估了方差. 我们可以断定跳跃的引入由于能更加准确的刻画信息、政策冲击引起的波动变化, 许多“貌似”较大的波动应归因于跳跃因素的存在.

4.2 描述性分析

通过 (1) 式对原始收益率进行自相关和条件方差过滤后, 我们使用非参数方法得到了各标准残差的经验分布 $\hat{F}(\zeta_t)$. 表 3 给出了基于经验分布 $\hat{F}(\zeta_t)$ 的无机制转换混合 Copula 函数的参数估计. 各组相依参数 α 和 β 虽都较小但都在 1% 水平上显著, 除深成指数与台湾加权指数的 w_1 超过 0.5 外, 其余各组的 w_1 值都小于 0.5, 因此, 在刻画沪、深股市与港、台股市间的尾部相依性时, Gumbel Copula 和 Rotated Gumbel Copula 都不能少, 甚至 Rotated Gumbel Copula 更重要. 总体来说, 沪、深股市与港、台股市间的尾部相依性存在非对称, 左尾部相依性要高于右尾部相依性. 具体来讲, 沪、深股市与港、股间的尾部相依性比其与台股间要更强, 非对称性也更加明显. 虽然在同时发生大涨时, 两组间的 $\tau_{U,M}$ 相差不大, 都在 0.1 左右; 但在同时发生大跌时, 两组间的 $\tau_{L,M}$ 却相差较大, 沪、深股市与港、股间发生大跌的概率高达 0.2 左右, 而与台股间发生大跌的概率不超过 0.14. 因此, 沪、深股市与港、股间的联系相对紧密, 特别是在极值事件发生下, 它们间的风险传递效应也更强.

为了捕捉沪、深股市与港、台股市尾部间的动态特征以及可能的结构性变化, 表 4 给出了机制转换混合 Copula 模型的参数估计⁹. Ang 和 Bekaert^[19] 的状态分类测度 $RCM = 400 \times \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T p_t(1 - p_t)$ 显示, 沪、

8. 各波动图中实线为含跳跃的波动率, 虚线为普通 GARCH 波动率.

9. 为了保证模型的拟合能力又使模型参数便于识别, 参照 Hu^[18] 对混合 Copula 方法的处理原则, 如果所估计的某一权重小于 0.05 或者所估计的相依参数几乎接近独立, 我们将剔除该部分 Copula 函数, 并对剔除后的模型进行重新估计.

深股市与港、台股市间的尾部相依性存在非常明显的两状态机制转换, 其中状态 $S_t = 0$ 对应着高风险状态,

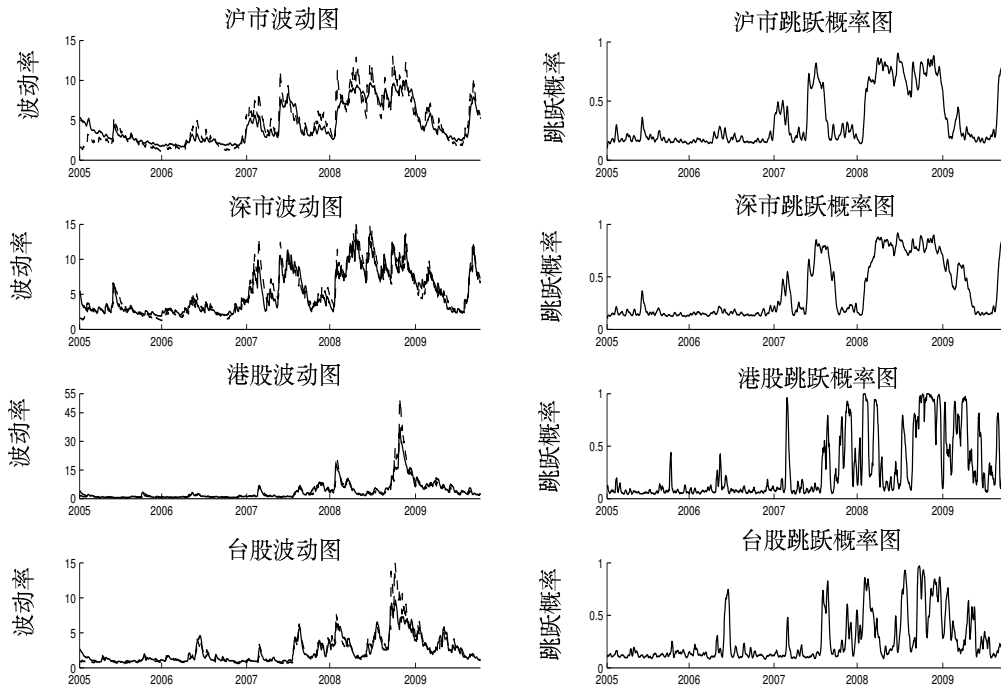


图 3 波动图和跳跃概率图

表 3 单一机制混合 Copula 函数参数估计值

	上证综指/恒生指数	深圳成指/恒生指数	上证指数/台湾加权	深圳成指台湾加权
α	1.346(17.531)***	1.319(18.077)***	1.169(15.422)***	1.136(13.359)***
β	1.338(24.816)***	1.313(29.823)***	1.223(17.750)***	1.290(19.631)***
w_1	0.393	0.334	0.429	0.015
$\tau_{U,M}$	0.128	0.103	0.082	0.097
$\tau_{L,M}$	0.195	0.203	0.137	0.112
Loglik	100.508	90.824	45.074	42.110

表 4 两机制混合 Copula 函数参数估计值

	上证综指/恒生指数	深圳成指/恒生指数	上证指数/台湾加权	深圳成指/台湾 加权
α_0	1.579(9.648)***	1.490(10.015)***	1.194(9.625)***	
α_1	1.271(18.411)***	1.152(24.622)***	1.122(34.790)***	1.169(30.514)***
β_0	1.475(26.672)***	1.393(27.522)***	1.254(19.556)***	1.212(29.771)***
β_1	1.196(14.113)***			
p_{00}	0.999(584.055)***	0.990(115.328)***	0.998(189.539)***	0.995(266.778)***
p_{11}	0.997(661.264)***	0.977(51.082)***	0.995(188.538)***	0.996(235.274)***
w_1^0	0.190	0.148	0.204	0.000
w_1^1	0.679	1.000	1.000	1.000
$\tau_{U,RM}^0$	0.085	0.060	0.043	0.000
$\tau_{U,RM}^1$	0.187	0.175	0.145	0.191
$\tau_{L,RM}^0$	0.324	0.303	0.209	0.228
$\tau_{L,RM}^1$	0.069	0.000	0.000	0.000
Loglik	108.818	96.413	50.117	47.105
RCM	0.400/1.196	3.960/8.988	0.798/1.990	1.990/1.594
V	2.449**	2.746***	2.211**	2.252**

而状态 $S_t = 1$ 对应着低风险状态¹⁰. 另外, 相对于单一机制模型, 引入机制转换后, 相对应的极大似然函数值 $Loglik$ 都出现了不同程度的上升, 各组广义似然比检验的 V 值也都至少在 5% 的水平上支持存在两状态的机制转换. 相对于单一机制模型, 引入机制转换后, 模型的拟合能力都有较大的提高. 对于沪市与港股间, 在高风险状态下 $w_1^0 = 0.190$, 这时的相依结构主要由 Rotated Gumbel Copula 来刻画, 它们间同时发生大跌的概率为 0.324, 而同时发生大涨概率为 0.085; 而在低风险状态下 $w_1^1 = 0.679$, 这时的相依结构主要由 Gumbel Copula 来刻画, 它们间同时发生大跌的概率为 0.069, 而同时发生大涨的概率为 0.187. 对于深市与港股间以及沪市与台股间, 在高风险状态下 w_1^0 分别为 0.146 和 0.204, 相依结构主要由 Rotated Gumbel Copula 来刻画, 此时, 深市与港股间、沪市与台股间同时发生大涨与大跌的概率分别为 0.060 和 0.303、0.043 和 0.209. 而在低风险状态下, 深市与港股间以及沪市与台股间的 $w_1^1 = 0.000$, 相依结构完全由 Gumbel Copula 来刻画, 它们不存在左尾部相依性, 而只存在右尾部相依性并分别为 0.175 和 0.145. 最后, 对于深市与台股间, 高风险状态下的相依性结构完全由 Rotated Gumbel Copula 来刻画, 它们间同时发生大跌的概率为 0.228, 而低风险状态下的相依性结构完全由 Gumbel Copula 来刻画, 它们间同时发生大涨的概率为 0.191.

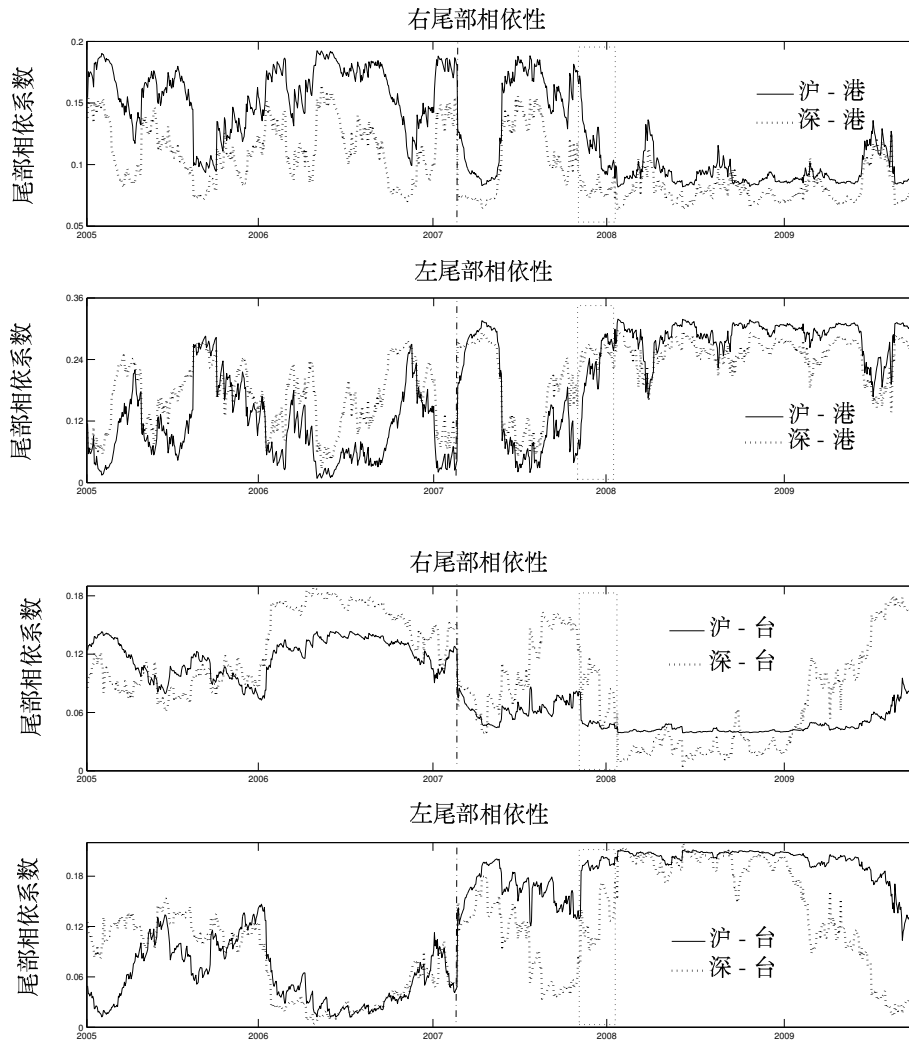


图 4 沪深市与港台股间的尾部动态相依性

图 4 给出了机制转换下沪、深股市与港、台股市间左、右尾部的动态过程, 该过程完全由 (10) 式决定. 图中显示左、右尾部都存在明显结构性变化和非对称性. 相对于沪、深股市与台股而言, 沪、深股市与港股间的尾部相依性更强, 其尾部相依性对外来冲击更敏感, 波动也更强烈. 这不仅是因为许多大陆公司在内地

10. p_t 为过渡概率, 本处为常数. RCM 值位于 0-100, 值越小, 机制越明显. 当 $RCM = 0$ 时, 这时 $p_t = 1$ 或 0, 表明存在非常明显的机制转换, 而当 $RCM = 100$ 时, 这时 $p_t = 0.5$, 表明不确定是否存在机制转换. 本质上, RCM 值为样本的方差估计值.

与香港交叉上市, 而且香港作为亚洲主要金融中心之一, 沪深股市与世界其他股市间的联系在一定程度上主要是通过港股而实现的. 相对于沪市与港、台股市而言, 深市与港、台股市间的尾部对外在信息、政策冲击更敏感, 波动也更强烈. 这是因为沪市主要以大盘股、蓝筹股为主, 而深市主要以中小盘股为主, 相对于大盘股、蓝筹股, 中小盘股的市盈率更高, 对外在市场风险变化也更加敏感. 因此, 在面对冲击时, 深市与港、台股市间相依波动程度也相对更大. 相对于沪、深股市与台股间, 沪、深股市与港股间左、右尾部相依性普遍更强, 其相依曲线对外在冲击反应也更加敏感. 虽然在 2007 年 2 月之前, 受国内外经济政策冲击, 沪、深股市与港、台股市间的尾部相依性波动较频繁并伴随着结构性变化, 但较大的结构性变化主要发生于 2007 年 2 月之后, 这主要是受次贷危机影响, 并随着次贷危机的升级, 结构性变化表现更加明显. 虽然此次危机经历了初步爆发、扩散深入以及演变成全球风暴等三个阶段, 但沪、深股市与港、台股市间主要受第一、二阶段影响, 而受第三阶段的影响较有限, 这可以从尾部相依性图上看出. 2007 年 2 月次贷危机开始浮出水面后, 金融市场对此反应平淡, 各股指微微下挫后, 迅速回升并继续一路上扬, 市场对危机的出现, 以及对危机破坏力的评估十分乐观, 此刻, 祖国大陆股市正处于牛市的喧哗声中. 但尾部相依图中清晰显示, 股市间风险已经开始突显, 作为对市场风险最敏感的左尾部相依性同时发生向上的结构变化, 股市间发生崩盘的概率骤然上升, 而右尾部相依性也同时发生向下的结构性变化, 股市间同时发生大涨的概率骤然下降. 上述过程对应于次贷危机的爆发阶段, 对于沪、深股市与港股间, 该过程一直持续到 5 月份左右, 然后又进入了低风险、共繁荣时期. 对于沪市与台股间, 该过程一直持续到 10 月底, 期间右尾部相依性略有上升, 而左尾部相依性略有下降, 但幅度不大; 而对于深市与台股间, 该过程一直持续到 7 月, 然后又进入了低风险阶段.

与第一个结构变化相比, 第二个结构变化较缓慢并持续一段时间, 主要从 2007 年 10 月下旬到 2008 年 1 月中下旬, 各图方框给出了该过程的标示, 该结构性变化对应于次贷危机第二阶段的深入扩散. 受次贷危机进一步蔓延影响, 2007 年 10 月 16 日上证综指首先达到顶峰立于 6092.06 点, 台湾加权指数和香港恒生指数紧随其后, 并于 2007 年 10 月 29 日和 30 日达到峰值 9809.88 点和 31638.22 点, 深圳成指也于 2007 年 10 月 31 日立于 19531.16 点. 在 11 月以后期间, 恒生指数与台湾加权指数经历了几次反弹, 在涨涨跌跌中指数中心下移. 而上证综指与深圳成指几乎直线下跌, 鲜有反弹. 对于沪深股市与港股间, 在 2008 年 1 月中下旬完全进入了高风险阶段后, 该过程一直持续到样本结束阶段, 但其间尾部相依性也略有波动. 而对于沪、深股市与台股间, 尾部相依性在 2008 年 1 月中下旬进入了高风险阶段后并一直持续到 2009 年初, 然后又进入了低风险阶段. 造成沪、深股市与港、台股市间的尾部相依性在 2009 年后存在上述差异的主要可能原因是, 相对于港股, 台股受祖国大陆股市影响更大, 中国台湾与祖国大陆的实体经济联系更紧密, 祖国大陆不仅是台湾最大的贸易伙伴也是最大的贸易顺差来源地, 而且特别是作为中国台湾经济主要支柱之一的电子产业, 与祖国大陆电子产业链上有许多分工与合作关系. 随着祖国大陆经济在 2009 年初首先开始转好后, 与祖国大陆实体经济联系紧密的中国台湾经济也随之好转, 因此沪、深股市与台股间同时发生大涨的概率上升, 而同时发生大跌的概率下降. 而作为国际重要股市的香港股市, 受大陆股市影响较有限, 受欧美股市影响更大. 因此, 虽然大陆经济在 2009 年初开始转好后, 但欧美经济仍一直处在次贷危机影响的后萎靡期, 这使得大陆股市与港股间的尾部相依性也一直处在高风险阶段.

5 结论

本文较系统地考察了沪、深股市与港、台股市间的尾部相依特征和动态结构性变化, 研究发现它们间尾部相依性呈现明显的结构性变化和非对称性. 相对于沪、深股市与台股而言, 沪、深股市与港股间的尾部相依性更强, 其尾部相依性对外来冲击更敏感, 波动也更强烈. 相对于沪市与港、台股市而言, 深市与港、台股市间的尾部对外在冲击也更敏感. 此次危机中沪、深股市与港、台股市间有两次较大的结构性变化, 并分别对应于次贷危机的第一、二阶段, 而第三阶段对沪、深股市与港、台股市间的影响较有限. 各组尾部相依性几乎同时发生结构性变化, 这表明沪、深股市与港、台股市间的极值风险呈现系统性特征. 另外, 此次危机明显的提升了沪、深股市与港、台股市间的极值风险并引发了金融感染, 从而使得在它们间进行投资投资组合的好处将失去.

因此, 为了尽量减少极值事件的发生而引发区域金融市场风险的上升, 祖国大陆与中国香港、中国台湾间应加强在金融监管方面的合作, 携手防范区域外金融风险对区域内金融市场的溢出效应而引起本地区各股市大的动荡. 祖国大陆与中国香港、中国台湾间可以在国际证券监管委员会组织 (IOSCO) 框架内, 加强各证

券监管机构之间的互信与合作, 从而建立中国证券监管协调机制. 另外, 投资者为了分散投资风险而在祖国大陆与中国香港、中国台湾地区间进行分散投资组合时一定要考虑不同市场间的相依性水平及其变化, 尽量避免由于股市间感染的存在而给投资者带来的潜在损失. 同时, 由于市场间相依性具有明显的动态特征, 且其在危机期间的变化更为突出, 所以投资者应该密切注意危机期间市场间相依性结构的变化, 适时调整组合方式, 以降低投资风险. 当沪、深股市与港、台股市间的右尾部相依性下降, 而左尾部相依性上升时, 投资者可降低在这些股市间的投资组合以及投资的分散程度, 从而减少投资风险和潜在的投资损失; 当沪、深股市与港、台股市间的右尾部相依性上升, 而左尾部相依性下降时, 投资者可增加在这些股市间的投资组合以及投资的分散程度, 从而增加投资的回报水平.

参考文献

- [1] 冯芸, 吴冲锋. 基于引导和互动性的传染检验 [J]. 世界经济, 2002(2): 34-42.
Feng Y, Wu C F. Contagion test based on channel and interaction[J]. World Economy, 2002(2): 34-42.
- [2] King M, Wadhvani S. Transmission of volatility between stock markets[J]. Review of Financial Studies, 1990(3): 5-33.
- [3] Forbes K. The Asian flu and Russian virus: Firm-level evidence on how crises are transmitted internationally[J]. Journal of International Economics, 2004, 63(1): 59-92.
- [4] Kodres L E, Pritsker M. A rational expectations model of financial contagion[J]. Journal of Finance, 2002, 57: 769-799.
- [5] Forbes K, Rigobon R. No contagion, only interdependence: Measuring stock market co-movement[J]. Journal of Finance, 2002, 57: 2223-2261.
- [6] Calvo S, Reinhart C M. Capital flows to Latin America: Is there evidence of contagion effects?[J]// Calvo G A, Goldstein M, Hochreiter E. Private Capital Flows to Emerging Markets after the Mexican Crisis, Institute for International Economics, Washington, DC.
- [7] Chiang T C, Jeon B N, Li H. Dynamic correlation analysis of financial contagion: Evidence from Asian market[J]. Journal of International Money and Finance, 2007, 26: 1206-1228.
- [8] Longin F, Solnik B. Extreme correlations of international equity markets[J]. Journal of Finance, 2001, 56: 649-676.
- [9] Poon S H, Rockinger M, Tawn J. Extreme value dependence in financial markets: Diagnostics, models, and financial implications[J]. The Review of Financial Studies, 2004(2): 581-610.
- [10] Rodriguez J C. Measuring financial contagion: A Copula approach[J]. Journal of Empirical Finance, 2007(4): 401-423.
- [11] 洪永淼, 成思危, 刘艳辉, 等. 大陆股市与世界其他股市之间的大风险溢出效应 [J]. 经济学季刊, 2004(3): 703-726.
Hong Y M, Cheng S W, Liu Y H, et al. Extreme risk spillover between Chinese stock market and international stock markets[J]. China Economic Quarterly, 2004(3): 703-726.
- [12] 叶五一, 缪柏其. 基于 Copula 变点检测的美国次级债金融危机传染分析 [J]. 中国管理科学, 2009, 17: 1-7.
Ye W Y, Miao B Q. Analysis of sub-prime loan crisis contagion based on change point testing method of Copula[J]. Chinese Journal of Management Science, 2009, 17: 1-7.
- [13] 吴吉林, 张二华. 次贷危机、市场风险与股市间相依性 [J]. 世界经济, 2010(3): 95-108.
Wu J L, Zhang E H. Subprime mortgage crisis, market risk and stock dependence[J]. World Economy, 2010(3): 95-108.
- [14] Ang A, Chen J. Asymmetric correlations of equity portfolios[J]. Journal of Financial Economics, 2001, 63: 443-494.
- [15] Nelsen R B. An Introduction to Copulas[M]. Berlin: Springer-Verlag, 1999.
- [16] Chen X H, Fan Y Q. Estimation and model selection of semiparametric Copula-based multivariate dynamic models under Copula misspecification[J]. Journal of Econometrics, 2006, 135: 125-154.
- [17] Vuong Q. Likelihood ratio tests for model selection and non-nested hypotheses[J]. Econometrica, 1989, 57: 307-333.
- [18] Hu L. Dependence patterns across financial markets: A mixed Copula approach[J]. Applied Financial Economics, 2004, 16: 717-729.
- [19] Ang A, Bekaert G. International asset allocation with regime shifts[J]. Review of Financial Studies, 2002, 16: 716-763.