

中国 A、B、H 股市间尾部相依性的趋势研究^①

——基于多机制平滑转换混合 Copula 模型的实证分析

吴吉林¹, 陈刚², 黄辰³

(1. 山东大学经济研究院, 济南 250100; 2. 浙江财经大学经济与国际贸易学院, 杭州 310018; 3. 厦门大学王亚南经济研究院, 厦门 361005)

摘要: 尾部相依性与金融市场间的风险紧密相联系, 鉴于传统研究方法存在低估或高估市场间相依性的可能, 提出了多机制平滑转换混合 Copula 模型, 从极值风险视角出发考察了中国 A、B、H 股票市场间尾部相依性的长期变化趋势, 发现不同股市的尾部相依性呈现不同运动趋势, 而且左右尾部相依性存在明显的非对称性和结构性变化, 其非对称程度、相依性强度以及结构变化的时间、位置和速度都存在一定差异。几次重大事件如 1997 年亚洲金融危机、2001 年 B 股对境内开放、2002 年引入 QFII、2005 年的股权分置改革、2006 年引入 QDII 以及 2007 年的次贷危机对股市间尾部相依性产生的影响程度是不一样的。

关键词: 尾部相依性; 非对称性; 结构性变化; 混合 Copula; 多机制平滑转换

中图分类号: F830.91 **文献标识码:** A **文章编号:** 1007-9807(2015)02-0050-16

0 引言

市场间的相依性在资本风险管理、投资组合以及金融监管等方面发挥着重要作用。目前, 已有不少文献对我国 A、B、H 各股市间的相依性展开了研究。这些研究无论是从回归分析视角^[1-4]、还是从协整视角^[5-6]或是从多元 GARCH 视角^[7-11]都已经证实, B 股对境内市民开放、引入合格境外与境内机构投资者制度(QFII 和 QDII) 以及实施股权分制改革等措施都明显改善了 A、B、H 各股市间的分割局面, 推进了各股市间的一体化进程。其结果是提高了资本配置的效率、增强了市场间的流动性以及减少了价格机制的扭曲程度。但随之而来的是, 随着各股市间相依程度的提高, 金融风险将不再局限于某单一的市场。一金融市场的崩盘可能引发其他金融市场的崩盘, 从而使得投资组合的风险分散效应降低, 我国的金融监管将

面临着新的不确定性。如何准确地测度各股票市场间的相依性对新时期我国资本的风险管理、投资组合、金融监管都具有重要的理论与现实意义。

近年来, 越来越多的研究发现金融变量间的联合分布存在非正态尖峰、厚尾、有偏性等特征。然而传统的回归分析、协整分析或是多元 GARCH 模型下的相关性分析主要是基于多元正态分布假设而进行的, 虽能较好地刻画两市场在正常条件下齐涨共跌的线性相依关系^[12], 但不能捕捉金融变量间非线性相依特征, 更不能刻画变量间的尾部相依性。在股票市场中, 尾部相依性衡量了两股市同时发生大涨大跌的概率, 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。当金融危机发生时, 人们更关注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。许多时候相关系数和尾部相依性的大小

① 收稿日期: 2012-07-10; 修订日期: 2013-02-27.

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(71401091); 教育部人文社会科学基金资助项目(14YJA790061); 山东省自然科学基金资助项目(ZR2013GM021); 浙江省自然科学基金资助项目(LY13G010004).

作者简介: 吴吉林(1979—), 男, 浙江安吉人, 博士, 副教授. Email: rainforest1061@gmail.com

和运动方向并不一致,以相关系数为基础的风险测度将可能引起对市场间实际风险的高估或低估。为了能有效地监测各股市间风险的溢出效应,防范危机事件发生时股市崩盘可能引发的连锁反应,迫切需要研究极端市场条件下我国各股市间的尾部相依特征。

Copula 方法是测度金融市场间尾部相依性比较行之有效的办法,而且可用于研究非正态、非线性以及尾部非对称等较复杂的相依特征关系。因此,Copula 方法开始逐渐代替多元 GARCH 模型的相关性分析,成为考察金融变量间关系的流行方法,被广泛地用于市场一体化、风险管理以及期货套期保值的研究中。例如:在市场一体化的研究中,Jondeau 和 Rockinger^[13] 使用动态 Copula 模型考察了国际股市相依性的时变特征,发现欧盟股票市场间一体化程度要高于其他股票市场。Johansson^[14] 运用自回归动态 Copula 方法对中国股市的研究发现,中国股市与国际股市间的一体化程度正在加强。在风险管理的研究中,Patton^[15] 运用自回归动态 Copula 方法研究了德国马克兑美元的汇率与日元兑美元的汇率间的相依性,发现两汇率间的相依性具有明显的时变特征,而且贬值时的相依性要高于其升值时的相依性。Rodriguez^[16] 使用机制转换 Copula 模型来研究亚洲金融危机和墨西哥比索危机,发现危机时期东亚五国股市间的相依性呈现上升趋势和非对称性,而拉丁美洲四国间尾部相依性基本保持不变。在期货套期保值的研究中,Hsu 等^[17] 运用 GARCH-Copula 方法研究了现货与期货间的套期保值,并发现无论样本内还是样本外预测效果都要优于传统方法。Lee 和 Yoder^[18] 发现在对农产品进行期货套保研究中,引入机制转换混合 Copula 模型能更加有效地估计套保比率。

韦艳华和张世英^[19-20] 较早地把 GARCH-Copula 模型运用到对我国股市间相依性的分析中。但 Copula 方法在国内的应用主要是伴随着次贷危机而迅速发展起来的。叶五一和缪柏其^[21] 构建了 Copula 变点法考察了美国次贷危机对亚洲主要股市的金融传染效应,发现变点时刻与次贷危机进程基本一致。但该方法主要缺点是需要做变点检测,然后依据变点时间估算出变点前后的

相依性。吴吉林和张二华^[12] 构建了机制转换 t -Copula 研究了次贷危机时期大陆股市与美、日、港股间的相依结构性变化,结果显示美、日、港对大陆股市存在普遍的风险溢出效应。该方法能自动搜索出结构变点以及给出风险的动态特征,但不能刻画左右尾部相依性的非对称特征。为了能捕捉到次贷危机时期金融市场间左右尾部的非对称性,吴吉林和张二华^[22] 在混合 Copula 的基础上引入了机制转换,并发现大陆股市与港台股市在次贷危机期间,左右尾部的相依特征呈现不同的非对称变化特点。但上述的机制转换模型的缺点也是显而易见的,即:人为设定两机制数可能引起模型的误设,机制间的转换只能按贝叶斯法则对所处机制状态进行概率推算,往往使得转换发生得较突然,因此该模型适于刻画短期内的突发结构变化,而不适于刻画长期较复杂的趋势变化。另外,刘晓星等^[23] 把 EVT-Copula 模型与条件风险值 CoVaR 相结合,考察了次贷危机期间美国股市对包括中国股市在内的其他国际股市的风险溢出程度并进行了度量,研究发现美国股市对英国、法国、德国、日本以及中国香港股市存在显著的风险溢出效应,但对中国股市的溢出效应相对较弱。但该方法由于没有引入动态相依过程,不能很好地刻画风险的时变特征。

鉴于 Copula 方法在市场风险建模中的优越性,以及为了弥补目前国内学者对各股市间极值风险研究的不足,本文将结合 Copula 方法与极值理论,来研究我国 A、B、H 股市一体化进程中尾部相依性的长期变化趋势。本文的工作主要在以下两点:第 1,考察各股市间一体化进程中左右尾部相依性的时变特征,更加突出对风险的刻画。通过把左右尾部相依性的结构变化与我国股市进程中的几次重大事件相联系,可以检验股市的改革、金融危机对我国股市间的风险特征是否产生了显著影响。第 2,把混合 Copula 模型与多机制平滑转换函数相结合,通过混合 Copula 函数来刻画左右尾部的不同相依性,通过多机制转换函数来刻画左右尾部不同的时变特征,从而来反映我国股市间一体化进程中尾部相依性的非线性、非对称性以及结构性变化。与陈云等^[24]、游家兴和郑挺国^[25] 在考察中国股市的国际化进程时所用的 DCC-

MVGARCH 模型相比,多机制平滑转换 Copula 模型能刻画金融市场的非正态、非线性尾部相依特征;与吴吉林和张二华^[12-22]、叶五一和缪柏其^[21]、刘晓星等^[23]的模型相比,多机制平滑转换 Copula 模型不仅具有自动搜索结构变点的能力,而且能较容易的刻画 3 个以上机制,各机制间的变化也具有可观测性,还能通过待估计参数来控制机制间的转换速度,在模型的估计与机制数识别上也相对容易.另外,该模型主要是反映长期的变化趋势,而忽略了短期内的波动冲击效应,使得对主要的变化趋势更容易判断.

本文主要致力于解决以下问题:我国 A 股、B 股以及 H 股间左、右尾部相依性的长期演化趋势中存在非对称特征以及结构性变化吗?如果存在结构性变化,那么发生的主要时间在哪里以及可能引起结构变化的原因是什么?各股市间左、右尾部相依性都呈现长期上升趋势还是表现出较复杂的运动特征?另外,哪一种尾部相依性在长期趋势中占据主导地位?我国股票市场的主要改革以及“亚洲金融危机”和“次贷危机”对各股市间的相依性产生了显著影响吗?

1 模型设定

由 Copula 理论可知,任意两随机变量 $(Z_{1,t}, Z_{2,t})$ 的联合分布 $F(Z_{1,t}, Z_{2,t} | \Phi)$ 都可分解成边际分布 F_1, F_2 和连接两边际分布的相依结构 C , 具体关系可表示为

$$F(Z_{1,t}, Z_{2,t} | \Phi) = C(F_1(Z_{1,t} | \Phi_{m,1}), F_2(Z_{2,t} | \Phi_{m,2}) | \Phi_c) \tag{1}$$

其相对应的条件联合概率密度函数可表示为

$$f(Z_{1,t}, Z_{2,t} | \Phi) = c(F_1(Z_{1,t} | \Phi_{m,1}), F_2(Z_{2,t} | \Phi_{m,2}) | \Phi_c) \prod_{i=1}^2 f_i(Z_{i,t} | \Phi_{m,i}) \tag{2}$$

在式(1)和式(2)中 $F(\cdot)$ 为联合分布参数, $F_i(\cdot)$ 是参数为 $\Phi_{m,i}$ 的边际分布函数, $C(\cdot)$ 是参数为 Φ_c 的 Copula 函数; $f_i(\cdot)$ 为概率密度函数, $c(\cdot)$ 为 Copula 密度函数. 式(2)意味着概率密度函数完全由边际密度函数 $f_i(\cdot)$ 和 Copula 密度函

数 $c(\cdot)$ 共同决定. 因此,可以对边际分布与 Copula 相依结构分别进行建模.

1.1 基于 ARMA(p, q)-GARCH-EVT 的边际分布建模

为了剔除金融数据中的自相关与异方差效应对 Copula 建模可能造成的影响,使用 ARMA(p, q)-GARCH 模型来对条件边际分布进行设置

$$r_{i,t} = c_i + \sum_{j=1}^p \theta_j r_{i,t-j} + \sum_{j=1}^q \varphi_j \varepsilon_{i,t-j} + \varepsilon_{i,t}, \tag{3}$$

$$\varepsilon_{i,t} = \sqrt{h_{i,t}} Z_{i,t} \tag{4}$$

$$h_{i,t} = \omega_i + \phi_i \varepsilon_{i,t-1}^2 + \beta_i h_{i,t-1}$$

式中: $Z_{i,t}$ 为经过自相关和异方差过滤后的标准误差,满足 $E(Z_{i,t}) = 0, \text{var}(Z_{i,t}) = 1$; $\omega_i, \phi_i, \beta_i$ 都大于等于 0,并满足 $\phi_i + \beta_i < 1$. 另外, ARMA(p, q) 中的滞后长度 p 和 q 通过 AIC 信息准则,并结合自相关、偏自相关图来确定. 在传统的文献中,一般假设 $z_{i,t}$ 服从标准正态分布或 Student-t 分布,但金融数据由于存在非正态以及非对称等分布特征,因此需要引入更合适的分布函数来刻画. 由于本文主要是关注与极值事件相联系的尾部特征,因此使用极值理论(EVT)来对边际分布进行建模. 极值理论主要用来处理风险的极端情况,它具有准确描述尾部分布特征的能力. 极值理论主要包括两类模型,即 BMM 模型和 POT 模型. BMM 模型是对同分布样本分块后的极大值进行建模,一般要求样本量较大. POT 模型则是事先设定一阈值,对样本数据中超过阈值的所有样本数据进行建模,即只是考虑对尾部的近似表达,而不需要对整个分布进行建模,这克服了其他度量方法在刻画厚尾分布上的缺陷.

EVT 的数学建模思想具体如下:经过异方差与自相关处理后的 $Z_{i,t} (i = 1, \dots, n)$ 的分布函数设为 $F(z) = \text{Pr}(Z_{i,t} \leq z)$, 记 Z 为任意的 $Z_{i,t}, \mu$ 为一阈值,定义高于阈值 u 的超出量 y 的条件概率分布为

$$F_u(z) = \text{Pr}(Z - u \leq z | Z > u) = \frac{F(z + u) - F(u)}{1 - F(u)} \quad z > 0 \tag{5}$$

称 $F_u(z)$ 为超分布函数. 研究表明,广义帕累托分布(GPD)是较好的一类超分布函数,能够很好地拟合金融收益率序列的尾部特征. 因此本文选择

GPD 分布对收益率序列左右尾进行建模,而对收益率序列中间部分数据采用经验分布进行拟合.最后得到 Z 的边缘分布为

$$F(z) = \begin{cases} \frac{N_{u_L}}{N} \left(1 - \xi \frac{z - u}{\beta(u)} \right)^{-1/\xi} & z < u_L \\ ECD(z) & u_L \leq z \leq u_R \\ 1 - \frac{N_{u_R}}{N} \left(1 + \xi \frac{z - u}{\beta(u)} \right)^{-1/\xi} & z > u_R \end{cases} \quad (6)$$

式中: u_L 和 u_R 分别代表左右尾阈值; N_{u_R} 和 N_{u_L} 分别为低于 u_L 和 u_R 的样本观测数; $ECD(z)$ 为 z 位于上下尾阈值区间 $[u_L, u_R]$ 上的经验分布函数; $\beta(u)$ 表示与 u 有关的尺度参数; ξ 是分布的形状参数或者是尾部指数 $\xi \in R$, 它描述了概率分布的尾部特征, 越大的 ξ 值代表了越高的市场风险程度. 对于 POT 模型的估计, 如何确定尾部阈值非常关键. 过低的阈值会导致偏差过大; 而过高的阈值将导致方差较大, 因此需要在偏差和方差间做出权衡. 然而到目前为止, 对于如何确定阈值还没有较行之有效的办法. 为简单起见, 本文采用 DuMouche^[26] 提出的一种较普遍做法, 即样本中超出阈值的个数应约为样本总数的 10%.

1.2 Copula 模型的设定

尾部相依性衡量了异常事件发生时两变量间的极值联动关系, 左尾部相依性衡量了一市场发生大跌时, 另一市场也同时发生大跌的风险概率; 而右尾部相依性衡量了一市场发生大涨时, 另一市场也同时发生大涨的风险概率. 依据左(右)尾部相依性的定义可得

$$\lim_{u \rightarrow 0} \Pr[U \leq u | V \leq u] = \Pr[V \leq u | U \leq u] = \frac{\lim_{u \rightarrow 0} C(u, u)}{u} = \tau^L \quad (7)$$

$$\lim_{u \rightarrow 1} \Pr[U \geq u | V \geq u] = \Pr[V \geq u | U \geq u] = \frac{\lim_{u \rightarrow 1} (1 - 2u + C(u, u))}{1 - u} = \tau^U \quad (8)$$

式(7)和式(8)中, 如果极限存在并且 $\tau^L(\tau^U) \in (0, 1]$ 则该 Copula 存在左(右)尾相依性, 如果 $\tau^L(\tau^U) = 0$, 则不存在尾部相依性. 最常用的刻画金融变量间尾部相依特征的 Copula 函数为

t -Copula, 但该 Copula 函数所描述的相依特征适合于左右尾部相等的情形(见表 1). 但金融变量间的尾部相依性也可能同时存在非对称性, 显然 t -Copula 不具备该种性质. 来自阿基米德族的某些 Copula 函数如 Clayton Copula, Gumbel Copula 也只能刻画尾部特征的某一端. 虽然某些双参数 Copula 模型如 BB1、BB4 以及 BB7 可以用来同时刻画左、右尾部的相依性, 但正如 Patton^[15] 指出, 由于该类 Copula 函数的构造过于简单, 使得在刻画尾部特征时存在偏差, 即使是真实的左右尾部相等, 但该类模型仍旧表现出一定的尾部非对称性. 最近发展起来的混合 Copula 能较好地克服双变量 Copula 模型的缺点, 它通过对不同 Copula 函数的线性加权而生成, 其主要优点是能嵌套不同的相依性结构, 并通过样本数据来选择具有最优拟合优度的 Copula 函数. 为了研究两两市场间左右尾部相依关系, 本文构建了如下形式的混合 Copula 模型

$$C_M(u_i, v_i | \theta_c) = w_1 C_L(u_i, v_i | \delta_1) + w_2 C_R(u_i, v_i | \delta_2) \quad (9)$$

式中: $C_L(u_i, v_i | \delta_1)$ 是刻画左尾部相依性的 Copula 函数; $C_R(u_i, v_i | \delta_2)$ 是刻画右尾部相依性的 Copula 函数; δ_1 和 δ_2 分别为左、右尾部相依参数, 描述两市场间相依强度的大小, 对于不同的 Copula 函数, 其取值范围不同; w_1, w_2 为权重 ($0 \leq w_1, w_2 \leq 1, w_1 + w_2 = 1$) 反映了 C_L 和 C_R 在混合 Copula 中的相对重要程度. 通过选择不同的单一 Copula 能构造不同类型的混合 Copula 函数, 这些不同类型的混合 Copula 函数在刻画尾部相依性时会存在一定的差异. 因此, 为了使得实证结果具有可靠性, 将引入包括 Clayton/Survival Clayton (C_{CSC}), Gumbel/Survival Gumbel (C_{GSC}) 以及 Clayton/Gumbel (C_{CG}) 等构成的不同混合 Copula 函数, 附录给出了各 Copula 函数的具体形式. 表 1 给出了几种不同 Copula 函数的尾部相依特征. 另外, 为了选取最能体现金融市场间极值相依性特征的 Copula 模型, 使用 Joe^[27] 提出的基于 Copula 函数的 AIC 信息准则: $AIC = -2 \ln(L) + 2K$, 其中 $\ln(L)$ 为 Copula 概率密度函数的极大似然值, K 为 Copula 中的参数个数.

为了使得模型选择结果可靠,还同时使用了 cramer-von-mises (CM) 统计量来检验各 Copula 的拟合优度.

$$CM_{em} = \sum_{i=1}^T [C(\hat{F}_1(Z_{1i}), \hat{F}_2(Z_{2i}) | \hat{\Phi}_c) - C_T(\hat{F}_1(Z_{1i}), \hat{F}_2(Z_{2i}))]^2 \quad (10)$$

式中: $\hat{F}_1(Z_{1i}), \hat{F}_2(Z_{2i})$ 为通过式(6)获得的边际

分布; $\hat{\Phi}_c$ 为 Copula 的估计参数. 上式基本原理是通过比较给定的 Copula 函数 $C(\hat{F}_1(Z_{1i}), \hat{F}_2(Z_{2i}) | \hat{\Phi}_c)$ 与经验 Copula 函数 $C_T(\hat{F}_1(Z_{1i}), \hat{F}_2(Z_{2i}))$ 间的距离来判断所设定的 Copula 函数是否合适,由于统计量 CM_{em} 的渐近分布未知,其 p 值需要通过 Bootstrap 方法获得. 具体的检验过程可参考 Genest 等^[28].

表 1 各极值 Copula 函数的尾部相依特征

Table 1 Characteristics of tail dependence in each extreme value Copula function

Copula 模型	C_T	C_{GSC}	C_{GSC}	C_{CC}
τ^L	$2t_{v+1}(-\sqrt{\frac{(1+v)(1-\delta)}{(1+\delta)}})$	$w_1 2^{-1/\delta_1}$	$w_1(2 - 2^{1/\delta_1})$	$w_1 2^{-1/\delta_1}$
T^U	$2t_{v+1}(-\sqrt{\frac{(1+v)(1-\delta)}{(1+\delta)}})$	$w_2 2^{-1/\delta_2}$	$w_2(2 - 2^{1/\delta_2})$	$w_2(2 - 2^{1/\delta_2})$
参数区间	$-1 \leq \delta \leq 1$	$\delta_1, \delta_2 > 0$	$\delta_1, \delta_2 \geq 1$	$\delta_1 > 0, \delta_2 \geq 1$
独立	$\delta = 0, \mu \rightarrow \infty$	$\delta_1, \delta_2 \rightarrow 0$	$\delta_1, \delta_2 \rightarrow 1$	$\delta_1 \rightarrow 0, \delta_2 \rightarrow 1$
完全相依	$\delta \rightarrow -1$ 或 1	$\delta_1, \delta_2 \rightarrow \infty$	$\delta_1, \delta_2 \rightarrow \infty$	$\delta_1, \delta_2 \rightarrow \infty$

1.3 相依参数的多机制平滑转换

受 Berben 和 Jansen^[29] 提出的平滑转换多元 GARCH 模型启发,为了刻画我国各股市间左、右尾部相依特征的长期演化趋势,而忽略短期内存在的外来冲击效应,把相依参数 δ 设为多机制的平滑转换过程. 同时为了模型不至于太复杂而使估计过程变得困难,把机制数限制在 5 以内,相依参数的具体平滑转换过程可表示为

$$\delta_i = \delta_1 + \sum_{i=2}^p (\delta_i - \delta_{i-1}) G_{i-1}(s_i; \gamma_{i-1}, c_{i-1}), \quad (11)$$

$p \leq 5$

其中转换函数 $G(\cdot)$ 为 Logistic 函数形式

$$G(s_i; \gamma, c) = \frac{1}{1 + \exp[-\gamma(s_i - c)]}, \quad \gamma > 0 \quad (12)$$

$G(s_i; \gamma, c)$ 是时间 $s_i = i/T$ 的单调上升函数,其取值范围为 $0 \leq G(\cdot) \leq 1; \gamma(\gamma > 0)$ 和 c 分别决定了平滑转换的速度和位置. 以 3 机制为例,为了确保转换位置处于样本时间段内,设 $0.05 \leq c_1 < c_2 \leq 0.95$. 当 $G_1(\cdot)$ 从 0 转换到 1 时,相依参数 δ_i 将从 δ_1 过渡到 δ_2 ; 当 $G_2(\cdot)$ 从 0 转换到 1 时, δ_i 将从 δ_2 过渡到 δ_3 .

因此,本文的模型能捕捉到金融市场间尾部相依性长期的动态趋势以及可能的结构性变化. 尾部相依性的具体动态特征将由样本数据的生成过程来决定. 较大的 γ 值(如 $\gamma > 50$) 意味着尾部相依性的上升或下降较陡峭突然; 而较小的 γ 值意味着尾部相依性的上升或下降较平滑缓慢.

式(2)显示,任何的联合概率密度函数都可分解成边际概率密度与 Copula 概率密度,因此,多机制平滑转换 Copula 模型可以通过两步法来估计,第 1 步估计出边际概率模型 ARMA(p, q)-GARCH-EVT 相关的参数; 第 2 步估计出多机制平滑转换 Copula 相关的参数 Φ_c .

$$\hat{\Phi}_c = \arg \max \frac{1}{T} \sum_{i=1}^T \ln(c(\hat{F}_1(Z_{1i}), \hat{F}_2(Z_{2i}) | \Phi_c)) \quad (13)$$

在一定的正则条件下,基于 Newey 和 Mcfadden^[30] 的一般渐近理论,可以获得 Copula 相关参数的渐近正态分布

$$\sqrt{T}(\hat{\Phi}_c - \Phi_c) \rightarrow N(0, A^{-1}BA^{-1}) \quad (14)$$

其中 A, B 两估计量分别为

$$A = -\frac{1}{T} \sum_{i=1}^T \frac{\partial^2 [\ln(c(\hat{F}_1(Z_{1i}), \hat{F}_2(Z_{2i}) | \Phi_c))]}{\partial \Phi_c \partial \Phi_c},$$

$$\hat{B} = \text{var} \left(\frac{1}{\sqrt{T}} \sum_{t=1}^T \frac{\partial [\ln(c(\hat{F}_1(Z_{1,t}), \hat{F}_2(Z_{2,t}) | \Phi_c))] }{\partial \Phi_c} \right)$$

2 实证分析

本文选取沪深两市的 A 股、B 股以及在香港上市的 H 股等共 5 股指的日收盘价来代表不同市场。样本考察区间为 1994-01-04 ~ 2011-12-31 其中, A 股与 B 股数据来源于锐思金融数据库, 而 H 股数据来源于雅虎金融数据库。对于缺失数据, 本文的处理方式是如果某一市场因节假日而没有交易, 则其余市场的当日样本数据也删除。最后获得的有效样本长度为 3 834 个。记 R_t 为百分比收益

率 P_t 为时间 t 时的股指收盘价, 则对数收益率可表示为 $R_t = \ln(P_t/P_{t-1}) \times 100$ 。表 2 给出了样本数据的统计特征。首先, 各收益率序列的均值都为正, 但接近于零, 从标准差上来看, 各市场的波动相差不大。结合均值与标准差来看, 未发现波动率越大, 平均收益率越高的统计规律。其次, 虽然某些收益率的偏度接近正态分布的 0, 但各峰度远高于正态分布的 3。同时, Jarque-Bera 检验的 p 值都为 0.001, 这表明我国股市收益率序列表现出明显的非正态特征。最后, 基于滞后 10 阶的 Box-Pierce 检验都支持各股指收益率在 1% 的显著水平上存在自相关和异方差效应。这也肯定了引入 ARMA(p, q)-GARCH 模型对边际分布进行建模的必要性。

表 2 收益率的基本统计性质描述

Table 2 Description about the basic statistic property of the rate of returns

序列	均值	标准差	偏度	峰度	JB 检验(p 值)	BP(10)	BP2(10)
沪 A	0.026	2.273	1.234	25.110	0.001	39.555 ***	994.423 ***
沪 B	0.019	2.419	0.265	9.330	0.001	66.084 ***	595.804 ***
深 A	0.035	2.394	0.646	20.150	0.001	39.855 ***	520.222 ***
深 B	0.036	2.395	0.003	11.328	0.001	71.930 ***	1 033.420 ***
港 H	0.006	2.791	0.746	23.368	0.001	33.659 ***	193.212 ***

注: BP 和 BP2 分别表示序列相关和异方差检验, *** 表示在 1% 水平上显著, 下同。

2.1 边际模型的设定

在运用 GPD 分布函数刻画收益率的尾部分布特征时, 样本数据需要去序列相关和异方差效应, 然后转变成标准的残差序列。因此, 将通过 ARMA(p, q) 来剔除收益率的序列相关, 使用 GARCH 来剔除异方差。对于沪市 A 股、沪市 B 股以及深市 A 股, 分别使用 AR(4)、AR(10) 和 AR(10) 来进行过滤, 而对于深市 B 股和 H 股, 则使用 ARMA(2, 2) 和 ARMA(1, 1) 来进行过滤。其中 ARMA(p, q) 中的滞后阶数 p, q 是通过结合 AIC 信息准则和自相关、偏自相关图来综合判断。表 3 给出了 ARMA(p, q)-GARCH 过滤后的标准化残差收益率的序列相关和异方差检验结果。检验结果表明, 除 H 股的标准化残差在 5% 水平还存在滞后 10 阶的序列相关外 (其 p 值为 0.045), 其余所有标准化残差都在 5% 水平上通

过了序列相关和异方差检验。因此, 过滤后的标准化残差基本满足极值理论建模的要求。

基于标准化残差, 按 DuMouchel 10% 原则确定各序列的上下尾阈值后, 使用极大似然 MLE 方法估计出 GPD 分布函数的有关参数。根据估计结果, 画出了 GPD 分布的拟合图。图 1(a) 列和 (b) 列显示, 各序列无论是左尾还是右尾都拟合较好, 所有点都基本覆盖了真实的尾部曲线。依据式 (6), 计算获得了各标准化收益率序列的边缘分布函数图, 见图 1(c) 列。在各累计分布函数 CDF 图中, 左、右尾部的虚线部分是通过 GPD 分布拟合而成, 而中间部分则采用非参数的经验分布拟合而成。由于 GPD 分布能准确地拟合各尾部分布特征, 因此, 用第一步所获得边缘分布作为第二步平滑转换 Copula 函数的输入变量是有效的。

表3 基于 ARMA(p, q)-GARCH 模型标准化残差的统计检验(p 值)

Table 3 Statistic test of the standardized residuals based on ARMA(p, q)-GARCH model

	沪 A	沪 B	深 A	深 B	港 H
BP(5)	0.607	0.123	0.209	0.064	0.078
BP(10)	0.219	0.337	0.128	0.081	0.045
BP(20)	0.059	0.386	0.196	0.224	0.248
BP2(5)	0.387	0.666	0.410	0.084	0.917
BP2(10)	0.763	0.725	0.803	0.131	0.996
BP2(20)	0.877	0.921	0.762	0.428	0.987

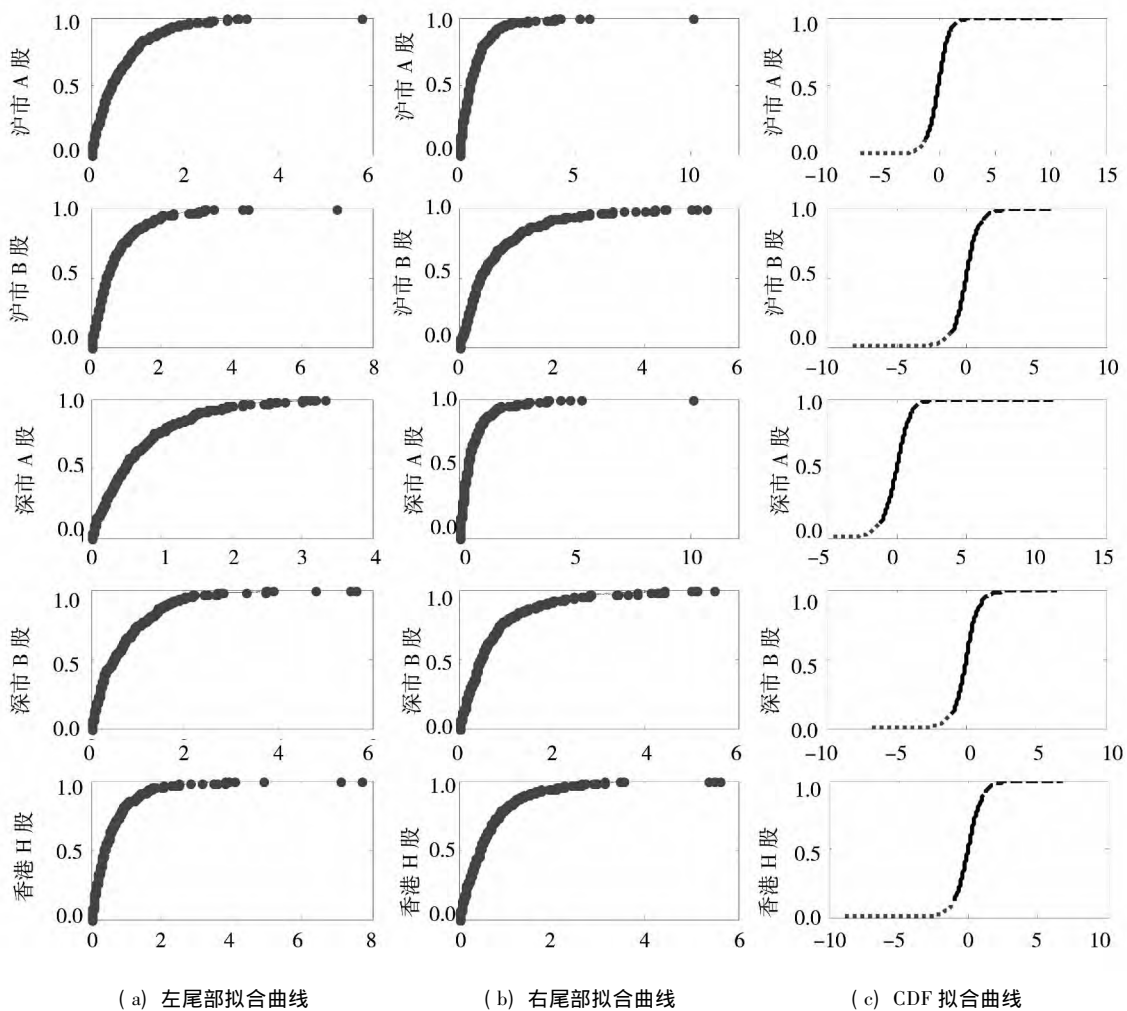


图1 各收益率标准残差的左、右尾部拟合图

Fig. 1 Fitting plots of the standardized residuals' left and right tails in each rate of returns

2.2 动态尾部相依特征考察

基于 A 股、B 股以及 H 股构成的共八组市场，运用表 1 中的 4 类不同平滑转换 Copula 模型去考察这 8 组市场间的动态尾部相依特征。由于本文把机制数限制在 5 以内，因此共估计了 160 个模

型。表 4 给出了基于 AIC 信息准则的最优模型的结果，并用灰色给予标出。表 4 显示 3 机制模型基本可以刻画多数组间的动态尾部相依特征，而只有极少数的两组需要使用 4 机制和 5 机制模型。另外，不存在最优的单一机制或两机制模型，

这说明各组市场间的尾部相依性变化较复杂,可能呈现非单调变化特点.另外,还发现由 Clayton 与 Survival Clayton 构成的混合 Copula C_{CSC} 模型表现最差;在刻画其中 6 组市场间的相依关系时, Gumbel 与 Survival Gumbel 构成的混合 Copula C_{GSC} 模型表现最优;而 t -Copula 在刻画深市 B 股与 H 股间的相依关系是最优的,Clayton 与 Gumbel 构成的混合 Copula C_{CG} 模型在刻画深市 A 股与 H 股间的相依关系是最优的,但上述两组 AIC 值与同组 C_{GSC} 模型的 AIC 值相差很小,基本可以认为无差异.另外,表 4 还给出了各 AIC 选择的最优模型所对应的 CM 检验 p 值. p 值越大代表

所选的 Copula 模型越接近真实模型, Copula 模型误设的概率也越低.除了小部分 Copula 模型的 p 值在 10% ,甚至 5% 水平上显著外,其余绝大部分模型在 10% 的水平上都不显著,特别是最优机制模型对应的 p 值都基本通过 10% 显著性水平检验.这意味着本文所选择的最优模型是合适的.最后,为了使得实证分析中所使用的模型不至于太分散,将主要基于最优的 C_{GSC} 模型来对各市场间尾部相依进行考察.除了在沪市 B 股与深市 B 股间使用 5 机制模型,以及在沪市 B 股与 H 股、深市 B 股与 H 股间使用 4 机制模型以外,其余的另外 5 组都使用 3 机制模型.

表 4 最优模型与机制数的比较

Table 4 Comparisons of the optimal models and number of regimes

序列		C_T	C_{CSC}	C_{GSC}	C_{CG}
沪 A - 深 A	AIC	- 7 632.6	- 7 204.7	- 7 680.3	- 7 538.8
	最优机制数	3 机制	3 机制	3 机制	4 机制
	CM	0.149	0.000	0.259	0.076
沪 B - 深 B	AIC	- 4 103.1	- 3 875.3	- 4 113.2	- 4 071.3
	最优机制数	4 机制	4 机制	5 机制	5 机制
	CM	0.155	0.004	0.201	0.098
沪 A - 沪 B	AIC	- 3 037.3	- 2 982.0	- 3 073.6	- 3 055.2
	最优机制数	4 机制	4 机制	3 机制	4 机制
	CM	0.102	0.087	0.091	0.095
深 A - 深 B	AIC	- 2 793.8	- 2 721.5	- 2 829.3	- 2 800.7
	最优机制数	3 机制	3 机制	3 机制	3 机制
	CM	0.141	0.107	0.222	0.190
沪 A - 港 H	AIC	- 526.7	- 521.9	- 528.7	- 528.6
	最优机制数	2 机制	3 机制	3 机制	3 机制
	CM	0.078	0.036	0.108	0.131
深 A - 港 H	AIC	- 334.6	- 327.8	- 335.6	- 335.8
	最优机制数	2 机制	3 机制	3 机制	3 机制
	CM	0.260	0.279	0.404	0.318
沪 B - 港 H	AIC	- 542.2	- 537.5	- 548.4	- 538.5
	最优机制数	3 机制	4 机制	4 机制	3 机制
	CM	0.285	0.269	0.323	0.274
深 B - 港 H	AIC	- 564.0	- 542.8	- 563.5	- 558.3
	最优机制数	3 机制	4 机制	4 机制	4 机制
	CM	0.310	0.277	0.334	0.328

注: CM 所对应的为 p 值.

虽然发现具有刻画尾部非对称能力的 C_{CSG} 模型相对最优,但这不等于说 C_{CSG} 模型所获得的左右尾部动态相依性是非对称的.为此,还需要从严格意义上进行假设检验.该检验的原假设为 $H_0: \tau_{L_t} = \tau_{U_t}$,其中 τ_{L_t} 和 τ_{U_t} 分别为左、右尾部动态相依性.该原假设可进一步转化为检验 $w_1 = w_2, \delta'_1 = \delta'_2, \gamma'_1 = \gamma'_2, c'_1 = c'_2$,其中 $\delta'_1, \gamma'_1, c'_1$ 和 $\delta'_2, \gamma'_2, c'_2$ 分别是相对应的左尾和右尾的相依参数.由于模型存在嵌套关系,只需要使用普通似然比(LRT)检验,该统计量在大样本下服从渐近卡方分布.同时,为了使得检验结果更具有可靠性,本文还使用广义似然比(GLRT)检验^[31],该统计量具有更强的功效,并且在大样本下服从

渐近标准正态分布.基于LRT和GLRT两检验,表5显示两统计量都在1%水平上拒绝了沪A-深A、沪B-深B、沪B-港H、深B-港H等4组的尾部相依性是对称的原假设.LRT以及GLRT都在10%的显著性水平上拒绝了沪A-沪B、深A-深B两组尾部相依性是对称的原假设.对于沪A-港H、深A-港H两组,LTR的p值分别为10.07%和10.2%,不能在10%水平上拒绝原假设,但GLRT检验仍在10%水平上拒绝原假设.鉴于LRT检验的两p值离10%的显著水平不远,并结合GLRT的检验结果,基本认为沪A-港H、深A-港H两组的左右尾部间存在一定的非对称性.

表5 左右尾部非对称性检验

Table 5 Statistic test of the asymmetry between left and right tails

序列	沪A-深A	沪B-深B	沪A-沪B	深A-深B
LRT	0.000	0.000	0.069	0.075
GLRT	0.000	0.000	0.060	0.056
序列	沪A-港H	深A-港H	沪B-港H	深B-港H
LRT	0.107	0.102	0.000	0.000
GLRT	0.082	0.071	0.000	0.000

注:表中的各数值为p值.

表6给出了基于 C_{CSG} 模型的参数估计结果,根据该结果得到了各组股市间的尾部动态相依图,图2显示,在过去的18年时间里,各股市间的尾部相依性表现出不同的变化趋势,即使是对于同一组市场,其左右尾部相依性也具有不同的动态特点,各市场间呈现不同的风险特征.其中,沪深A、B股之间构成的4组尾部相依性要强于沪深A、B股与H股构成的4组尾部相依性.另外,由于各市场间尾部相依性变化的内在机理较复杂,如宏观经济信息冲击、金融体制改革,金融危机事件的爆发以及政治事件都会改变股市间的相依程度.为此,本文将关注样本时间段内几次主要事件如1997年亚洲金融危机、2001年2月B股对境内开放、2002年11月实施QFII制度、2005年9月实施股权分置改革、2006年9月实施QDII改革以及2007年开始的次贷危机是否对股市间尾部相依性会产生影响.判断的标准是看尾部结构变化的时间是否与上述重

要事件相联系.

具体来讲,两A股间的尾部相依性表现为先大幅上升后小幅下降的过程,其左尾相依性明显高于右尾相依性,这意味着两股市间同时发生大跌的概率要高于发生大涨的概率.而且前者变化过程较平滑,而后者变化过程较陡峭.另外,两尾部发生结构性变化持续时间的长短以及时间段也不一样,这从转换参数 γ 和位置参数 c 上可以看出.对于左尾相依性,第一个结构变化的时间约从1994年1月持续到2001年3月,相依性从0.107上升到0.563;第二个结构性变化的时间段主要发生在2001年3月到2007年11月,相依性缓慢地降到0.495,其后都维持在同一水平高度.而对于右尾相依性,第一个结构性变化的时间约从1995年7月到1996年4月,相依性从0.020上升到0.344.第二个结构变化约发生在2006年4月到2007年3月,相依性又下降到了0.296,其后一直保持不变.总的来说,左右尾部结构变化主要在

2000 年前完成的,而 2000 年后的结构变化较小,这从图 2 中可以看出. 以上分析表面 2001 年 2 月的 B 股对境内投资者的开放、2002 年 12 月开始实施的 QFII 制度、2005 年实施的股权改革以及 2006 年开始的 QDII 改革对两 A 股市场间尾部的相依

性影响较小. 另外,在 1997 年的亚洲金融危机期间,两 A 股市场间发生大跌的风险明显上升;但 2007 年下半年的次贷危机期间,两 A 股市场间同时发生大跌的风险几乎未变,而同时发生大涨的概率略有下降.

表 6 多机制平滑转换 Copula 模型的估计结果

Table 6 Estimating results of the multi-regimes smoothing transition Copula model

		w	δ_i^1	δ_i^2	δ_i^3	δ_i^4	δ_i^5		G_i^1	G_i^2	G_i^3	G_i^4
沪 A 深 A	左尾	0.615	1.106 (1.795)	9.706 (5.944)	3.887 (2.682)			γ c	20.327 0.258	18.938 0.503		
	右尾	0.385	1.039 (0.841)	6.798 (4.124)	3.322 (2.162)			γ c	498.121 0.097	312.100 0.692		
沪 B 深 B	左尾	0.341	1.571 (2.271)	2.496 (3.723)	5.999 (3.906)	2.917 (2.780)	3.836 (3.625)	γ c	103.921 0.166	379.135 0.412	259.585 0.494	137.646 0.798
	右尾	0.659	1.149 (1.932)	2.050 (2.912)	4.821 (3.600)	2.187 (2.425)	2.909 (2.750)	γ c	500.000 0.152	334.409 0.406	500.000 0.494	76.585 0.744
沪 A 沪 B	左尾	0.449	1.419 (1.986)	4.787 (3.002)	2.574 (2.128)			γ c	499.024 0.434	289.276 0.525		
	右尾	0.551	1.089 (0.747)	2.375 (2.629)	3.680 (3.067)			γ c	363.993 0.289	379.714 0.765		
深 A 深 B	左尾	0.446	1.593 (2.106)	4.565 (5.973)	2.542 (3.172)			γ c	499.016 0.431	289.275 0.512		
	右尾	0.554	1.074 (0.314)	2.188 (2.639)	2.873 (2.923)			γ c	363.986 0.287	379.692 0.772		
沪 A 港 H	左尾	0.513	1.080 (0.720)	1.147 (1.649)	1.609 (2.535)			γ c	207.049 0.381	41.875 0.748		
	右尾	0.487	1.010 (0.157)	1.093 (1.246)	1.830 (2.469)			γ c	195.175 0.233	14.503 0.717		
深 A 港 H	左尾	0.512	1.045 (0.569)	1.145 (1.790)	1.396 (1.998)			γ c	205.936 0.230	46.785 0.790		
	右尾	0.488	1.010 (0.138)	1.077 (0.571)	1.554 (2.280)			γ c	193.210 0.143	26.301 0.656		
沪 B 港 H	左尾	0.637	1.051 (0.922)	1.221 (1.856)	1.335 (2.410)	1.484 (2.683)		γ c	321.371 0.191	232.244 0.638	162.300 0.754	
	右尾	0.363	1.777 (2.821)	1.001 (0.135)	1.225 (1.948)	1.809 (3.002)		γ c	183.463 0.251	500.000 0.635	346.469 0.813	
深 B 港 H	左尾	0.749	1.001 (0.349)	1.180 (1.792)	1.424 (2.557)	1.546 (2.701)		γ c	500.000 0.180	181.787 0.641	157.160 0.809	
	右尾	0.251	2.168 (2.855)	1.001 (0.114)	1.233 (2.093)	1.872 (2.816)		γ c	249.504 0.256	155.926 0.639	116.315 0.806	

注: 括号内为 t 统计量.

对于两 B 股市场,其左右尾部相依性表现为上升-上升-下降-上升的相似结构变化过程,而且结构变化的时间靠近,转换速度也都较快,从而使得尾部相依曲线表现为阶梯函数形状,这从沪 B-深 B 的尾部动态图中可以明显看出。除了第一个结构性变化之前,左尾部相依性为 0.152 略高于右尾的 0.113 以外,在其余时间里,两 B 股市场间的相依性要明显高于左尾,即两市场间同时发生大涨的概率更大。左右尾部相依性的前三次结构变化的主要时间开始于 1997 年 7 月、2001 年 4 月和 2003 年 12 月,左尾相依性从 0.152 上升到 0.231,再上升到 0.299,然后右尾下降到 0.249;右尾部相依性从 0.113 上升到 0.394,再上升到 0.558,然后下降到 0.414。在第四次结构性变化中,右尾相依性在 2007 年 3 月开始上升,而左尾相依性直到 2008 年 5 月才开始小幅度的上升,上升后的左、右尾部相依水平分布为 0.273 和 0.482。在两次金融危机期间,两 B 股市场的风险溢出效应明显增强。另外,从结构变化发生的时间来看,2001 年 B 股对境内居民的开放和 2002 年的 QFII 制度实施也可能对两 B 股尾部相依性产生了影响。但 2005 年 9 月的股权分置改革和 2006 年 9 月 QDII 改革对 B 股市场间的尾部相依性即使有影响但也不大。

沪 A-沪 B、深 A-深 B 两组市场的尾部不仅结构变化特点基本一样,而且相对应的各尾部相依强度也相差不大,这从对比表 6 中两组参数可以看出。由于转换参数 γ 非常大,从而左右尾部相依曲线也表现为阶梯形状,图 2 更加清晰地反映这一特征。无论是从结构变化的时间,还是从相依强度来看,左尾和右尾的相依特征差别较大。右尾相依性的两个结构变化都是表现为上升过程,而左尾表现为先上升后下降的过程。右尾的两个结构变化分别开始于 1998 年 12 月和 2007 年 11 月,主要对应于两次金融危机时期。其中,沪 A-沪 B 的右尾相依性略高于深 A-深 B: 前者的相依性从 0.061 上升到 0.364 再上升到 0.437,后者相依性从 0.052 上升到 0.347 再上升到 0.403。左尾的两个结构变化分别开始于 2001 年 11 月和 2003 年 2 月,与 2001 年 B 股对境内居民的开放和 2002 年底实施的 QFII 制度的时间相接近,但具有一定时滞性。而

两次金融危机期间,左尾部相依性未出现变化,这表明 A-B 股间的大跌风险在危机期间未明显上升。另外,2005 年的股权分置改革以及 2006 年 QDII 的引入期间也都没有对 A 股与 B 股间的尾部相依性产生影响。在第一个结构变化之前,深 A-深 B 的左尾部相依性要高于沪 A-沪 B,而在此之后,两者间的差距几乎可以忽略。前者的左尾相依性从 0.166 上升到 0.379 再下降到 0.310,后者的左尾相依性从 0.203 上升到 0.373 再下降到 0.307。

沪 A-H 和深 A-H 两组市场的左右尾部相依性都呈现阶段性上升趋势,但结构变化的时间略有差异。在 2004 年之前,两组市场的左尾部相依性要平均略高于右尾部,但在 2005 年之后,右尾部相依性要普遍高于左尾部。相对而言,两组市场尾部的第一个结构变化较快,但变化幅度较小,两右尾相依性上升幅度分别为 0.058 和 0.044,两左尾部相依性上升幅度分别为 0.036 和 0.056。虽然上述的尾部结构变化时间接近于 1997 年的亚洲金融危机时期;同时,2001 年 2 月 B 股对境内居民开放也可能对沪 A-H 股市的左尾相依性产生一定影响,但由于这种影响非常小,以致可以忽略。

两组市场的第二个结构变化相对较慢,时间跨度较长。为了能够对主要结构变化的时间段有个把握,采用 Berben 和 Jansen^[26]的方法,即主要考察以 c 为中心向上 40% 和向下 40% $\delta_i^3 - \delta_i^2$ 的变化。以此标准来判断,发现沪 A-H 以及深 A-H 右尾部结构变化的时间段分别为 2003 年 9 月到 2008 年 12 月、2004 年 4 月到 2007 年 5 月,结构性变化后两者的相依性水平也分别达到了 0.261 和 0.214。两组市场的左尾变化时间分别为 2006 年 7 月到 2008 年 7 月、2005 年 3 月到 2008 年 7 月,结构变化后的相依水平分别达到 0.237 和 0.183。由于第二次结构变化主要是开始于 2003 年之后,而且尾部相依性的上升是逐渐的实现过程,因此,很难区分 QFII、股权分置改革以及 QDII 等的独立影响,但这些改革以及其他金融体制改革的陆续实施无疑会提高 A 股与 H 股间市场一体化水平。同时,左尾相依性的上升时段主要对应着次贷危机时期,因此,A 股与 H 股间的风险溢出效应在此次危机中明显加强。另外,沪市 A-H

股间的尾部相依性要相对强于深市 A-H 股间的尾部相依性. 其可能原因是沪市 A 股和香港上市的 H 股主要以大盘股为主, 而深市上市的 A 股以中小盘股为主, 从而沪 A-H 市场基层面的联系更

紧密. 另外, 沪市 A 股的交易规模和交易量也都要超过深市 A 股, 其市场化程度和国际化水平也更高. 这也可能使得沪 A-H 市场间的关系更紧密.

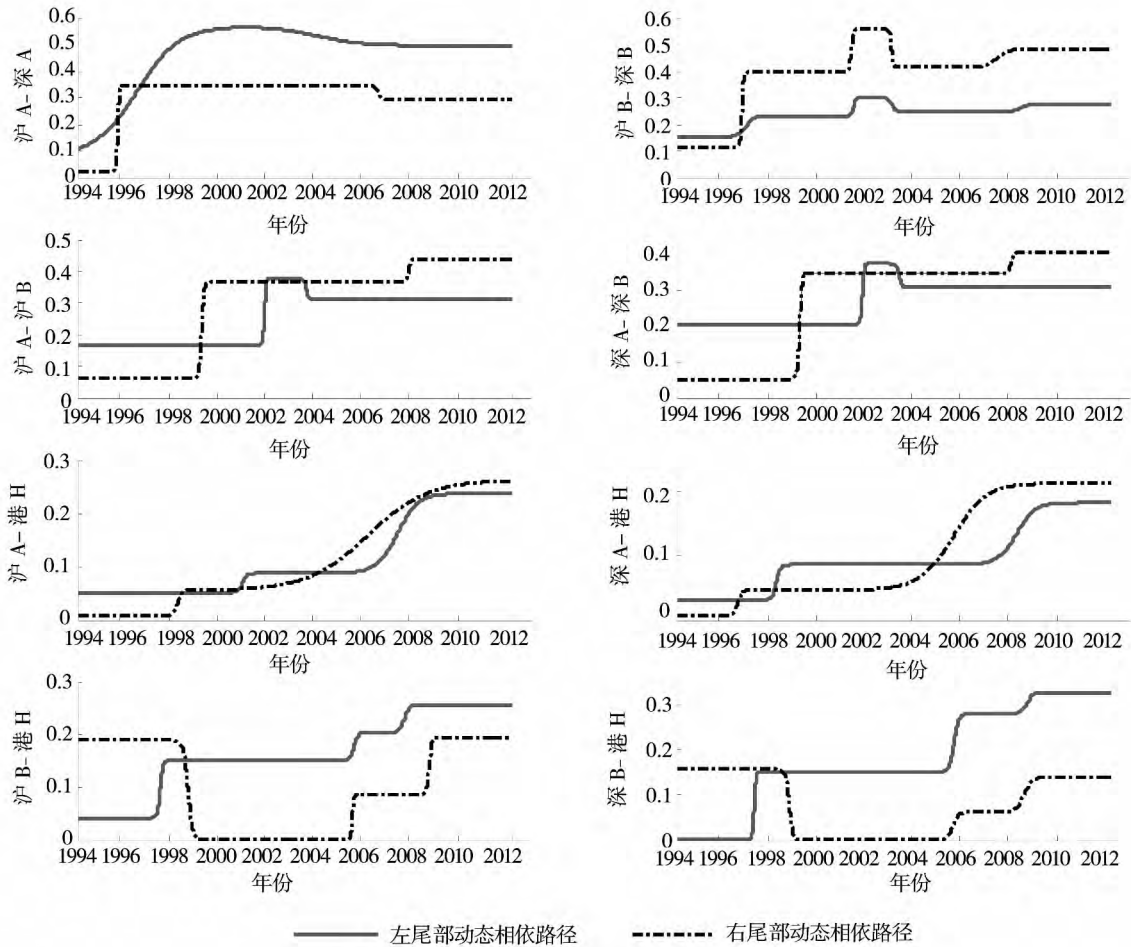


图 2 各股票市场间的尾部动态相依图

Fig. 2 Dynamic tail dependence between the stock markets

最后, 两 B 股与 H 股间的左尾相依性都呈现三次上升的阶梯状, 具体可参照表 6 和图 2. 两组市场的第一、二个结构变化时间段相近, 并主要对应于亚洲金融危机和 2005 年股权分置改革, 第三个结构变化主要对应着次贷危机时期, 但沪 B-H 股开始结构变化的时间为 2007 年 10 月, 要略早于 B-H 股开始的 2008 年 6 月. 在第一个结构变化前, 沪 B-H 股间的左尾部相依性略高, 但在第二个结构性变化以后, 深 B-H 股的左尾部相依性要略高. 造成深 B-H 股的左尾相依性在后期高于沪 B-H 股的可能原因是: H 股与深市 B 股都是以港

元交易并且地理位置也较相近, 随着各项金融改革的深入, 这些优势逐渐发挥出来. 两组市场的右尾相依性为先下降后上升再上升的阶梯状. 它们右尾部相对应的 3 个结构变化时间都分别为 1998 年 4 月、2005 年 8 月和 2008 年 8 月, 仍主要对应于亚洲金融危机, 股权分置改革以及次贷危机时期. 与左尾情形相反的是, 发现沪 B-H 股右尾部相依性在样本后期要略高于深 B-H 股的右尾部. 这可能是因为沪市的国际化、市场化程度要更高, 使得沪市 B 股在利好信息的传递上更具有优势. 上述分析也表明, 2001 年的 B 股对境内居

民开放、QFII 和 QDII 对两 B 股与 H 股间尾部相依性产生的影响很小,至少没有从尾部相依图上反映出来。另外,还发现在亚洲金融危机之前,两 B-H 股市场右尾部相依性要明显高于左尾部相依性,但在此次危机之后,左尾部相依性又明显一直都高于右尾部相依性,这也意味着两 B-H 股市场同时发生大跌的概率要高于发生大涨的概率,这种差别对于深 B-H 股间更明显。

3 结束语

本文较系统地考察了过去 18 年时间里, A 股、B 股与 H 股市场间左右尾部相依性的长期变化趋势,以此来揭示各股市场间市场风险的变化特点,这无论对于投资组合或者是风险监管都具有重要的意义。本文主要的发现是:各股市场间的左右尾部相依性存在明显的非对称特征和结构性变化。A 股、B 股构成的 4 组市场间的尾部相依性要相对强于 A 股、B 股与 H 股间的 4 组尾部相依性。各尾部相依性不存在常相依过程,更多的是表现为运动复杂的阶梯形状曲线。3 机制模型能较好地

刻画绝大多数市场间的尾部相依特征,但两 B 股与 H 股间需要使用 4 机制模型来刻画,沪市 B 股与深市 B 股间需要使用 5 机制模型。尾部相依性几次结构性变化所对应的主要时间分别为 1997 年亚洲金融危机、2001 年 2 月 B 股对境内开放、2002 年 11 月实施 QFII 制度、2005 年 9 月实施股权分置改革、2006 年 9 月实施 QDII 改革以及 2007 年开始的次贷危机。但上述不同事件对不同股市间的尾部相依性影响程度是不一样的,即使是对同一组市场的左右尾部相依性的影响也具有一定的差异。值得指出的是,两次金融危机对股市间尾部相依性的影响较大,而且这种影响主要是发生在 A、B 股与 H 股间的尾部相依性上,特别是作为极值风险标志的左尾部相依性在危机中呈现一定程度的上升。因此,当金融危机发生时,监管当局更需要密切关注 A、B 股与 H 股间的风险溢出效应,防止股市间金融感染连锁效应的发生。另外,由于股市间尾部相依性具有明显的动态特征,且某些市场间的相依性在危机期间的变化更为突出,所以投资者应该密切关注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。

参考文献:

- [1] 韩德宗. 中国 A 股市场分割因素与消除路径[J]. 经济理论与经济管理, 2004, 24(7): 36 - 40.
Han Dezhong. The segmentation factors of Chinese A-shares and solution ways[J]. Economic Theory and Business Management, 2004, (24) 7: 36 - 40. (in Chinese)
- [2] Li Y, Yan D, Greco J. Market segmentation and price differentials between A shares and H shares in the Chinese stock markets[J]. Journal of Multinational Financial Management, 2006, 16(3): 232 - 248.
- [3] Birch T A, McGuinness P B. The 2001—2005 price convergence in the A-and H-shares of Chinese state-owned enterprises[J]. Journal of Financial Regulation and Compliance, 2008, 16(3): 239 - 250.
- [4] 曲保智,任力行,吴效宇,等. H 股对 A 股的价格折让及其影响因素研究[J]. 金融研究, 2010, (9): 158 - 169.
Qu Baozhi, Ren Lixing, Wu Xiaoyu, et al. The H-A price discount and its determinants[J]. Journal of Financial Research, 2010, (9): 158 - 169. (in Chinese)
- [5] 毛新述,刘应文. 中国 A、B 股市场分割性研究,基于协整理论的检验[J]. 统计研究, 2008, 25(12): 85 - 92.
Mao Xinshu, Liu Yingwen. Empirical study on the segmentation between A-share markets and B-share markets based on the cointegration analysis[J]. Statistical Research, 2008, 25(12): 85 - 92. (in Chinese)
- [6] 陈云,陈浪南,林伟斌. 中国股票市场一体化的时变特征分析[J]. 管理科学学报, 2009, 12(2): 67 - 76.
Chen Yun, Chen Langnan, Lin Weibin. Time-varying characteristics of integration in Chinese stock markets[J]. Journal of Management Sciences in China, 2009, 12(2): 67 - 76. (in Chinese)
- [7] 赵留彦,王一鸣. A、B 股之间的信息流动与波动溢出[J]. 金融研究, 2003, (10): 37 - 52.
Zhao Liuyan, Wang Yiming. Information flows and volatility spillover across A share and B share market in China[J].

- Journal of Financial Research, 2003, (10): 37 - 52. (in Chinese)
- [8] 郑振龙, 张 蕾. 中国主要股指收益相关性研究[J]. 厦门大学学报: 社会科学版, 2007, (3): 35 - 39.
Zheng Zhenlong, Zhang Lei. Dynamic correlations among China's major stock indices[J]. Journal of Xiamen University: Arts & Social Sciences, 2007, (3): 35 - 39. (in Chinese)
- [9] 郭 璐, 韩立岩, 李东辉. 交叉上市的信息传递及整合性: 股改前后的变化[J]. 管理世界, 2009, (1): 29 - 37.
Guo Lu, Han Liyan, Li Donghui. Information spillover and integration of cross listed stocks: The change before and after stock reform[J]. Management World, 2009, (1): 29 - 37. (in Chinese)
- [10] 胡新明, 唐齐鸣. B 股与 H 股及红筹股之间的溢出效应与信息流动[J]. 管理工程学报, 2008, 22(4): 159 - 162.
Hu Xinming, Tang Qiming. The spillover effects and information flow between B shares and H shares, red chips[J]. Journal of Industrial Engineering and Engineering Management, 2008, 22(4): 159 - 162. (in Chinese)
- [11] 曾五一, 罗薇薇. 中国证券市场 A、B、H 股的动态相关关系研究[J]. 商业经济与管理, 2009, (7): 67 - 73.
Zeng Wuyi, Luo Weiwei. Dynamic conditional correlation among the A-share, the B-share and the H-share markets in China[J]. Journal of Business Economics, 2009, (7): 67 - 73. (in Chinese)
- [12] 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): 85 - 108.
Wu Jilin, Zhang Erhua. Subprime crisis, market risk and dependence in stock markets[J]. The Journal of World Economy, 2010, (3): 85 - 108. (in Chinese)
- [13] Jondeau E, Rockinger M. The Copula-GARCH model of conditional dependencies: An international stock market application[J]. Journal of International Money and Finance, 2006, 25(5): 827 - 853.
- [14] Johansson A J. China's Financial Market Integration with the World[R]. CERE, 2009.
- [15] Patton A J. Modelling a symmetric exchange rate dependence[J]. International Economic Review, 2006, 47(2): 527 - 556.
- [16] Rodriguez J C. Measuring financial contagion: A Copula approach[J]. Journal of Empirical Finance, 2007, 14(3): 401 - 423.
- [17] Hsu C C, Tseng C P, Wang Y H. Dynamic hedging with futures: A Copula-based GARCH model[J]. Journal of Futures Markets, 2008, 28(11): 1095 - 1116.
- [18] Lee H T, Yoder J K. Optimal hedging with a regime-switching time-varying correlation GARCH model[J]. The Journal of Futures Markets, 2007, 27(5): 495 - 516.
- [19] 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.
Wei Yanhua, Zhang Shiyong. Correlation analysis in financial markets: Copula-GARCH model and its application[J]. 2004, (4): 7 - 12. (in Chinese)
- [20] 韦艳华, 张世英. 多元 Copula-GARCH 模型及其在金融风险分析上的应用[J]. 数理统计与管理, 2007, (3): 432 - 439.
Wei Yanhua, Zhang Shiyong. Multivariate Copula-GARCH model and its applications in financial risk analysis[J]. Mathematical Statistics and Management, 2007, (3): 432 - 439. (in Chinese)
- [21] 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(3): 1 - 7.
Ye Wuyi, Miao Baiqi. Analysis of sub-prime loan crisis contagion based on change point testing method of Copula[J]. Chinese Journal of Management Science, 2009, 17(3): 1 - 7. (in Chinese)
- [22] 吴吉林, 张二华. 基于机制转换混合 Copula 模型的我国股市间极值相依性[J]. 系统工程理论与实践, 2012, 32(8): 1662 - 1672.
Wu Jilin, Zhang Erhua. Extreme dependence in Chinese stock market based on regime-switching mixture Copula[J]. Systems Engineering: Theory & Practice, 2012, 32(8): 1662 - 1672. (in Chinese)
- [23] 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.
Liu Xiaoxing, Duan Bin, Xie Fuzuo. Study on risk spillover effects in stock markets: Analysis based on ETV-Copula-CoVaR[J]. World Economy, 2011, (11): 145 - 159. (in Chinese)

- [24] 陈 云, 陈浪南, 林伟斌. 中国股票市场一体化的时变特征分析[J]. 管理科学学报, 2009, 12(4): 67 – 76.
Chen Yun, Chen Langnan, Lin Weibin. Time-varying characteristics of integration in Chinese stock markets[J]. Journal of Management Sciences in China, 2009, 12(4): 67 – 76. (in Chinese).
- [25] 游家兴, 郑挺国. 中国与世界金融市场从分割走向整合——基于 DCC-MVGARCH 模型的检验[J]. 数量经济技术经济研究, 2009, (12): 96 – 108.
You Jiaying, Zheng Tingguo, Financial liberalization of China: From segmented market to integrated market[J]. Quantitative and Technical Economics, 2009, (12): 96 – 108. (in Chinese).
- [26] DuMouchel W H. Estimating the stable index alpha in order to measure tail thickness: A critique[J]. The Annals of Statistics, 1983, 11(4): 1019 – 1031.
- [27] Joe H. Multivariate Models and Dependence Concepts[M]. Boca Raton: Chapman & Hall/CRC Press, 1997: 1 – 424.
- [28] Genest C, Re' millard B, Beaudoin D. Goodness-of-fit tests for Copulas: A review and a power study[J]. Insurance: Mathematics and Economics, 2009, 44(2): 199 – 213.
- [29] Berben R P, Jansen W J. Comovement in international equity markets: A sectoral view[J]. Journal of International Money and Finance, 2005, 24(5): 832 – 857.
- [30] Newey W K, McFadden D. Large Sample Estimation and Hypothesis Testing[M]// Engle R F, McFadden D L. Handbook of Econometrics, Amsterdam: North Holland, 1994.
- [31] Rivers D, Vuong Q. Model selection tests for nonlinear dynamic models[J]. Econometrics Journal, 2002, 5(1): 1 – 39.

Long-term dynamic trends in tail dependence of Chinese A, B and H Stock Markets: Empirical analysis based on multi-regime smoothing transition mixed Copula model

WU Ji-lin¹, CHEN Gang², HUANG Chen³

1. The Center for Economic Research Shandong University, Jinan 250100, China;
2. School of Economics and International Trade, Zhejiang University of Finance & Economics, Hangzhou 310018, China;
3. The Wang Yanan Institute for Studies in Economics, Xiamen University, Xiamen 361005, China

Abstract: The tail dependence is closely related to the risks in financial markets. In consideration of the possibility of underestimating or overestimating the tail dependence by traditional methods, this paper develops a smoothing transition mixed Copula model combining with extreme value theory to explore the long-term trend of the tail dependence among A, B and H shares, and finds that there are different motion trends characteristics of the tail dependence in different stock markets. In addition, there is an obvious asymmetric and structural change between the left and right tail dependence, and the asymmetric degree, dependent intensity as well as the timing, location and speed of the structural change are all different from one other. Several major events such as Asia financial crisis in 1997, B shares openness to domestic investors in 2001, QFII in 2002, equity division reform in 2005, QDII reform in 2006 and subprime crisis in 2007 affect the tail dependence between the stock markets variously.

Key words: tail dependence; asymmetry; structural change; mixed Copula; multi-regime smoothing transition

附录:

A t -Copula 分布函数形式

$$C_T(u_i, v_i | \delta_i, n) = \int_{-\infty}^{T_n^{-1}(u_i)} \int_{-\infty}^{T_n^{-1}(v_i)} \frac{\Gamma(\frac{n+2}{2})}{2\pi \sqrt{1-\delta_i^2} \Gamma(\frac{n}{2})} \left(1 + \frac{s^2 + t^2 - 2\delta_i st}{n(1-\delta_i^2)}\right)^{-(n+2)/2} ds dt$$

式中: u_i, v_i 是边际分布函数; $T_n^{-1}(u_i)$ 和 $T_n^{-1}(v_i)$ 是自由度为 n 的单变量 t 分布函数的逆函数; δ_i 为相依性参数. t -Copula 函数所对应密度函数为

$$c(u_i, v_i | \delta_i, n) = \frac{1}{\sqrt{1-\delta_i^2}} \frac{\Gamma(\frac{n+2}{2})\Gamma(\frac{n}{2}) \left(1 + \frac{1}{n}\psi \Omega^{-1}\psi\right)^{-(n+2)/2}}{\left(\Gamma(\frac{n+1}{2})\right)^2 \prod_{i=1}^2 \left(1 + \frac{1}{n}\psi_i^2\right)^{-(n+1)/2}}$$

其中 $\psi = (T_n^{-1}(u_i), T_n^{-1}(v_i))'$, $\Omega = \begin{pmatrix} 1 & \delta_i \\ \delta_i & 1 \end{pmatrix}$. 左、右尾部相依性都等于 $2t_{n+1}\left(-\sqrt{\frac{(1+n)(1-\delta_i)}{(1+\delta_i)}}\right)$.

B 二元 Gumbel 函数与 Survival Gumbel 函数.

Gumbel Copula 的分布函数形式为

$$C_G(u_i, v_i | \delta) = \exp\{- [(-\log u_i)^\delta + (-\log v_i)^\delta]^{1/\delta}\}$$

相对应的 Copula 密度函数为

$$c_G(u_i, v_i | \delta) = \frac{C_G(u_i, v_i | \delta) (\log u_i \log v_i)^{\delta-1}}{u_i v_i ((-\log u_i)^\delta + (-\log v_i)^\delta)^{2-1/\delta}} \{ [(-\log u_i)^\delta + (-\log v_i)^\delta]^{1/\delta} + \delta - 1 \}$$

其中 $\delta \in [1, \infty)$, $\pi_U = 2 - 2^{1/\delta}$, $\pi_L = 0$. 而 Survival Gumbel Copula 分布函数和密度函数分别为

$$C_{SG}(u_i, v_i | \delta) = u_i + v_i - 1 + C_G(1 - u_i, 1 - v_i | \delta)$$

$$c_G(u_i, v_i | \delta) = c_G(1 - u_i, 1 - v_i | \delta)$$

尾部相依性为 $\pi_U = 0$, $\pi_L = 2 - 2^{1/\delta}$.

C 二元 Clayton 函数与 Survival Clayton 函数.

Clayton Copula 的分布函数形式为

$$C_C(u_i, v_i | \delta) = (u_i^{-\delta} + v_i^{-\delta} - 1)^{-1/\delta}$$

相对应的 Copula 密度函数为

$$c_C(u_i, v_i | \delta) = (1 + \delta) (u_i v_i)^{-\delta-1} (u_i^{-\delta} + v_i^{-\delta} - 1)^{-2-1/\delta}$$

其中 $\delta \in (0, \infty)$, $\pi_U = 0$, $\pi_L = 2^{-1/\delta}$. 而 Survival Clayton Copula 分布函数和密度函数分别为

$$C_{SC}(u_i, v_i | \delta) = u_i + v_i - 1 + C_C(1 - u_i, 1 - v_i | \delta)$$

$$c_{SC}(u_i, v_i | \delta) = c_C(1 - u_i, 1 - v_i | \delta)$$

尾部相依性为 $\pi_U = 2^{-1/\delta}$, $\pi_L = 0$