

文章编号:1003-207(2012)05-0016-08

基于机制转换 Copula 模型的股市 量价尾部关系研究

吴吉林

(山东大学经济研究院, 山东 济南 250100)

摘要:针对传统模型只能考察正常市场条件下的量价关系,本文构建了机制转换 Copula 模型来研究极端市场条件下我国股市量价间的尾部相依性,发现沪深两市收益率、绝对收益率与交易量间的尾部关系存在明显的非对称特征。高收益率、高绝对收益率对应着高交易量,而低收益率、低绝对收益率与高、低交易量不存在对应关系。另外,量价间尾部关系与机制状态有关,呈现明显的周期性动态特征与结构性变化,结构变化点对应着股市周期中较大调整的开始或结束。研究还发现沪市量价间尾部关系要强于深市,但深市收益率与交易量尾部在两机制间的变动更大,而两市绝对收益率与交易量间的尾部相依性在两机制间变动较小。

关键词:量价关系; 尾部相依性; 机制转换; 混合 Copula

中图分类号:F830.91 **文献标识码:**A

1 引言

传统理论认为,股票价格包含了市场交易的所有信息。因此,对股市的研究只需集中在对价格的分析即可。然而,无数的研究发现,由于市场并不完全有效,价格的发现过程不能立即实现,单独研究股价无法全面揭示股市的微观结构特征。从而有必要引入股市中其他指标作为辅助研究变量。其中,交易量最能揭示股市的供求状况,因为它反映了知情交易者与非知情交易者投资策略的相互动态博弈过程,包含了股价中没有的许多额外信息^[1]。另外,交易量在某种程度上也反映了股价的运动趋势^[1]。因此,交易量与股价关系开始成为研究股市微观结构的重要指标。然而到目前为止,学者主要集中于

正常市场条件下量价关系的分析。而实际上,极端市场条件下即当股市发生大跌大涨时的量价关系更具有特殊性和重要性^[3-4]。与正常市场条件相比,极端市场条件下的量价关系能揭示更多的金融市场微观结构特征如市场的流动性、投资者的心理预期,对研究金融危机爆发时的信息动态过程,提高

对股市收益率和波动率的预测能力以及对规避金融市场风险都具有更重要意义。

股票市场的量价关系主要包括收益率与交易量、绝对收益率与交易量间的关系。学者们基于不同视角对量价关系进行了研究。一类研究是考察两者间同期关系,主要文献有 Karpoff^[2]、Clark^[5]、Tauchen 和 Pitts^[6] 以及 Lamoureux 和 Lastrapes^[7] 等。这类研究一般认为交易量与股市收益率间的相关性即使存在但也较弱,而与股市绝对收益率间存在明显的正相关性。另一类研究是考察量价间的因果动态关系,如 Hiemstra 和 Jones^[8]、Brooks^[9] 以及 Chen 等^[10] 等使用线性与非线性格兰杰因果检验方法,发现对于不同的股票市场,其检验结果存在差异,一些市场量价间存在双向格兰杰因果关系,而另一些市场只存在单向格兰杰因果关系。上述两类研究都是对正常市场条件下量价关系的探索。近年来,由于对金融市场风险管理的需要,量价间的尾部关系逐渐成为关注重点。Marsh 和 Wagner^[11] 运用极值理论考察了发达国家股市量价的尾部关系,发现收益率与交易量间的右尾相依性明显高于左尾,绝对收益率与交易量间存在正尾部关系。另外,Chuang 等^[12] 运用分位数格兰杰因果检验,从整个分布上对英美股市量价关系进行了考察,实证结果也同样支持量价间存在双向格兰杰关系,而且尾部要强于中间。

收稿日期:2011-08-11;修订日期:2012-04-23

基金项目:山东大学自主创新资助项目(2011GN025);山东省博士后资助项目(201103064)

作者简介:吴吉林(1979-),男(汉族),浙江安吉人,山东大学经济研究院讲师,硕士生导师,经济学博士,研究方向:金融计量经济学。

国内学者对股市量价也做了大量研究,但主要是围绕着对正常市场条件下量价关系的考察。陈怡玲和宋逢明^[13]、范从来和徐科军^[14]以及赵留彦和王一鸣^[15]考察了收益率与交易量的同期关系;刘金全和崔畅^[16]从信息溢出角度对沪深两市量价进行了考察;张维和闫冀楠^[17]、唐齐鸣和张学功^[18]以及赵振全和薛丰慧^[19]等对我国股市量价的动态因果关系进行了检验。也有学者从信息调整视角对交易量与收益率间的关系进行考察,如马超群和张浩^[20]、王春峰等^[21]。另外,钱争鸣和郭鹏飞^[22]、李丹和董玲^[23]是为数不多的对量价间尾部关系进行考察的国内学者,他们使用分位数回归发现我国股市量价间呈现“V”形,尾部要强于中间。但他们考察的是静态联系,并且如果不对收益率与交易量进行异方差处理,检验结果将可能出现偏差^[24]。那么是否存在一种方法,既可以刻画极端市场条件下量价间的尾部相依性,又具有时变特征,这正是本文研究的出发点。

本文将构建机制转换 Copula 模型来考察极端市场条件下的我国股市量价关系的尾部相依特征。本文主要贡献体现在:首先,在研究方法上,把 Copula 模型引入到对我国股市量价间关系的研究中,从而开拓了量价研究的新方向。其次,在 Copula 模型基础上进一步引入机制转换,不仅可以用来刻画量价间尾部的同期动态特征,还能自动搜索出尾部相依的结构性变化。最后,本文不仅考察价格大涨(高收益率)与高交易量,价格大跌(低收益率)与高、低交易量间关系,还考察大的价格变动(高绝对收益率)与高交易量、小的价格变动(低绝对收益率)与高、低交易量间关系。余下部分安排为:第二部分介绍机制转换 Copula 模型;第三部分为实证分析;第四部分为结语。

2 马尔科夫机制转换混合 Copula 模型

本文主要考察收益率、绝对收益率与交易量间关系。令 $y_{1,t}$ 代表收益率或绝对收益率, $y_{2,t}$ 代表交易量。根据 Patton^[25],由 $(y_{1,t}, y_{2,t})$ 构成的联合条件分布 F_{12} 可分解成两部分:刻画 $y_{1,t}$ 与 $y_{2,t}$ 的边际条件分布 $F_1(\cdot)$ 与 $F_2(\cdot)$,以及刻画两者间相依结构的条件 Copula 函数 C :

$$F_{12}(y_{1,t}, y_{2,t} | \theta, I_{t-1}) = C(F_1(y_{1,t} | \theta_1, I_{t-1}), F_2(y_{2,t} | \theta_2, I_{t-1}), | \theta, I_{t-1}) \quad (1)$$

其相应的条件联合概率密度与条件边际概率密度间关系为:

$$f(y_{1,t}, y_{2,t} | \theta, I_{t-1}) = c(u_t, v_t | \theta_c, I_{t-1}) \prod_{i=1}^2 f_i(y_{i,t} | I_{t-1}; \theta_i) \quad (2)$$

这里 θ_1 与 θ_2 为边际分布参数, θ_c 为 Copula 函数 C 的参数, $f_i(\cdot)$ 为条件概率密度函数, $c(\cdot)$ 为条件 Copula 密度函数,而 $\theta = (\theta_1, \theta_2, \theta_c)$ 为联合分布的参数集合。通过上述分解可知,在对联合分布进行建模时,可对边际分布与 Copula 函数分别进行建模,并可通过选择不同的边际分布和 Copula 函数来构造不同的联合分布,从而大大增加了建模的灵活性。这对于刻画金融数据的非正态尖峰、厚尾等特征具有极大的帮助。

2.1 条件边际密度函数的设定

鉴于金融时间序列的收益率、绝对收益率与交易量存在可能的自相关和条件异方差,因此在对边际分布进行建模时,我们首先使用 AR(p) 与 GARCH(1,1)来刻画自相关与异方差效应,具体的建模过程如下:

$$y_{i,t} = \alpha_{0,i} + \sum_{j=1}^p \alpha_{j,i} y_{i,t-j} + \epsilon_{i,t}, \quad i = 1, 2, 3 \quad (3)$$

$$h_{i,t} = \beta_{0,i} + \beta_{1,i} \epsilon_{i,t-1}^2 + \beta_{2,i} h_{i,t-1} \quad (4)$$

$$z_{i,t} = \epsilon_{i,t} / \sqrt{h_{i,t}} \sim \text{Skewed-t}(v_i, \lambda_i) \quad (5)$$

在 GARCH(1,1)模型中, $\beta_{0,i}, \beta_{1,i}, \beta_{2,i}$ 都大于等于 0,并满足 $\beta_{1,i} + \beta_{2,i} < 1$ 。另外,为了刻画收益率、绝对收益率以及交易量可能的尖峰、厚尾等非正态特征,我们假设经过标准化后的残差服从有偏的 Skewed-t 分布。其中 v_i ($2 \leq v_i$) 表示自由度的大小,而 λ_i ($-1 \leq \lambda_i \leq 1$) 用来衡量样本数据的非对称性,如果 λ_i 为负(正),其意味着变量向左(右)偏。基于以上假设我们可获得:

$$u_t = F_1(y_{1,t} | \theta_1, I_{t-1}), \quad v_t = F_2(y_{2,t} | \theta_2, I_{t-1}) \quad (6)$$

2.2 马尔科夫机制转换 Copula 建模

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。可通过选择不同的 Copula 函数来刻画不同的尾部特征,依据左(右)尾部相依性的定义可得:

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

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

上述式子中,如果极限存在并且 $\tau^L(\tau^U) \in (0, 1]$,

表 1 各 Copula 函数的尾部相依特征

	Student	Clayton	Survival Clayton	Gumbel	Survival Clayton
τ^L	$2t_{t+1}(-\sqrt{\frac{(1+v)(1-\rho)}{(1+\rho)}})$	$2^{-1/a}$	0	0	$2 - 2^{1/a}$
τ^U	$2t_{t+1}(-\sqrt{\frac{(1+v)(1-\rho)}{(1+\rho)}})$	0	$2^{-1/a}$	$2 - 2^{1/a}$	0
参数区间	$-1 < \rho < 1$	$\alpha > 0$	$\alpha > 0$	$\alpha > 1$	$\alpha > 1$
独立	$\rho = 0, v \rightarrow \infty$	$\alpha \rightarrow 0$	$\alpha \rightarrow 0$	$\alpha \rightarrow 1$	$\alpha \rightarrow 1$
完全相依	$\rho \rightarrow 1$	$\alpha \rightarrow \infty$	$\alpha \rightarrow \infty$	$\alpha \rightarrow \infty$	$\alpha \rightarrow \infty$

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。在常用的 Copula 函数中,高斯 Copula 的尾部相依性为 0;t-Copula 的左右尾部相依性相等。另外,Clayton Copula 和 Survival Gumbel Copula 可用来刻画左尾部关系,而 Gumbel Copula 和 Survival Clayton Copula 可用来刻画右尾部关系,具体的尾部特征参见表 1。

考虑到收益率(绝对收益率)与交易量间可能同时存在左右尾部相依性,并呈现非对称特征,为此,我们引入混合 Copula 函数,其定义如下:

$$C(u_t, v_t | \theta_c, I_{t-1}) = \omega_1 C_1(u_t, v_t | \alpha_1, I_{t-1}) + (1 - \omega_1) C_2(u_t, v_t | \alpha_2, I_{t-1}) \tag{9}$$

权重 $\omega_1 (0 \leq \omega_1 \leq 1)$ 和 $1 - \omega_1$ 反映了 C_1 和 C_2 在混合 Copul 中的相对重要程度。对于 Clayto 和 Survival Clayton 构成的 Copula 函数,左右尾部分别为

$$\tau_L = \omega_1 2^{-1/a_1}, \tau_U = (1 - \omega_1) 2^{-1/a_2} \tag{10}$$

而对于由 Survival Gumbel 和 Gumbel 构成的 Copula 函数,左右尾部分别为

$$\tau_U = \omega_1 (2 - 2^{1/a_1}), \tau_L = (1 - \omega_1) (2 - 2^{1/a_2}) \tag{11}$$

对于上述不同类型的 Copula 函数,不存在嵌套关系,我们使用 AIC 信息准则选出最能刻画收益率(绝对收益率)与交易量间尾部相依性的 Copula 函数,并依据该 Copula 函数进行分析。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 Copula 函数中引入两状态 $s_t = 0, 1$ 的机制转换,假设其变动遵循一阶马尔可夫链,转移概率设为常矩阵形式即 $P = \begin{bmatrix} p & 1-p \\ 1-q & q \end{bmatrix}$ 。在我们的模型中,机制状态只影响 Copula 函数的相依结构,对边际分布不产生影响。基于上述假设,在时间 t 和状态 s_t 下的机制转换条件概率密度函数为:

$$f(y_{1t}, y_{2t} | I_{t-1}, s_t = j) = c_j(u_t, v_t | \theta^j) \prod_{i=1}^2 f_i(y_{i,t} | I_{t-1}; \theta_i), j = 0, 1 \tag{12}$$

2.3 模型参数估计

定义

$$\bar{\xi}_{t|t-1} = \begin{bmatrix} \bar{\xi}_{t|t-1}^{(0)} \\ \bar{\xi}_{t|t-1}^{(1)} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \Pr(s_t = 0 | I_{t-1}) \\ \Pr(s_t = 1 | I_{t-1}) \end{bmatrix}$$

$$\eta_\alpha = \begin{bmatrix} c_0(u_t, v_t | \theta_c^0) \\ c_1(u_t, v_t | \theta_c^1) \end{bmatrix}$$

$$\eta_t = \begin{bmatrix} f(y_{1t}, y_{2t} | I_{t-1}, s_t = 0) \\ f(y_{1t}, y_{2t} | I_{t-1}, s_t = 1) \end{bmatrix}$$

我们有 $\eta_t = \eta_\alpha \times \prod_{i=1}^2 f_i(y_{i,t} | I_{t-1}; \theta_i)$ 。总似然函数可写为:

$$L = \sum_{t=1}^T \ln(\bar{\xi}_{t|t-1} \eta_t) = \sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^2 \ln f_i(y_{i,t} | I_{t-1}; \theta_i) + \sum_{t=1}^T \ln(\sum_{k=0}^1 \bar{\xi}_{t|t-1}^{(k)} c_k(u_t, v_t | \theta_c^k, I_{t-1})) \tag{13}$$

其中 Hamilton 过程为:

$$\bar{\xi}_{t|t} = [\bar{\xi}_{t|t-1} \eta_t]^{-1} (\bar{\xi}_{t|t-1} \odot \eta_t) = [\bar{\xi}_{t|t-1} \eta_\alpha]^{-1} (\bar{\xi}_{t|t-1} \odot \eta_\alpha), \bar{\xi}_{t+1|t} = P \bar{\xi}_{t|t} \tag{14}$$

\odot 表示两向量元素一一相乘,上式中初始值 $\bar{\xi}_{1|0}$ 设定为无条件概率均值。我们对(13)式采取两步估计法,第一步使用 MLE 估计出和边际密度函数有关的参数即:

$$\theta_i^* = \operatorname{argmax}_{\theta_i} \sum_{t=1}^T \ln f_i(y_{i,t} | I_{t-1}; \theta_i), i = 1, 2$$

第二步再使用 MLE 估计出和机制转换 Copula 密度函数有关的参数即:

$$\theta_c^* = \operatorname{argmax}_{\theta_c} \sum_{t=1}^T \ln(\sum_{k=0}^1 \bar{\xi}_{t|t-1}^{(k)} c_k(u_t, v_t | \theta_c^k, I_{t-1}))$$

3 实证分析

本文选取国泰安 CMSAR 数据库中的上证综指和深证成指的日收益率、绝对收益率和交易量作为样本,时间跨度从 1996 年 1 月 2 日至 2010 年 12 月 31 日,每组数据长度为 3632 个。其中收益率为 $r_t = (\ln(p_t) - \ln(p_{t-1})) \times 100$, p_t 为 t 时刻的股指收盘价,交易量取对数形式为 $\ln(V_t)$ 。表 2 显示深

表 2 收益率与交易量的统计性质描述

	上证综指			深证成指		
	r_t	$ r_t $	$\ln(V_t)$	r_t	$ r_t $	$\ln(V_t)$
均值	0.046	1.254	12.041	0.070	1.399	10.690
方差	3.285	1.715	1.738	3.973	2.020	1.037
最小值	-10.438	0.000	6.500	-10.627	0.000	5.035
最大值	9.401	10.438	22.832	12.814	12.814	17.199
偏度	-0.240	2.421	0.451	-0.191	2.249	-0.532
峰度	7.379	11.392	4.235	6.698	10.228	3.708
JB 检验	2936.100***	1420.306***	353.990***	2090.712***	1096.203***	247.108***
LB 检验	48.979***	212.588***	1708.114***	33.721***	261.634***	1374.140***
ARCH 检验	350.751***	255.367***	733.168***	380.194***	246.369***	1348.626***

注：Ljung-Box 和 ARCH-LM 统计量中滞后项长度都使用了滞后 15 项，*** 表示在 1% 水平上显著，下同。

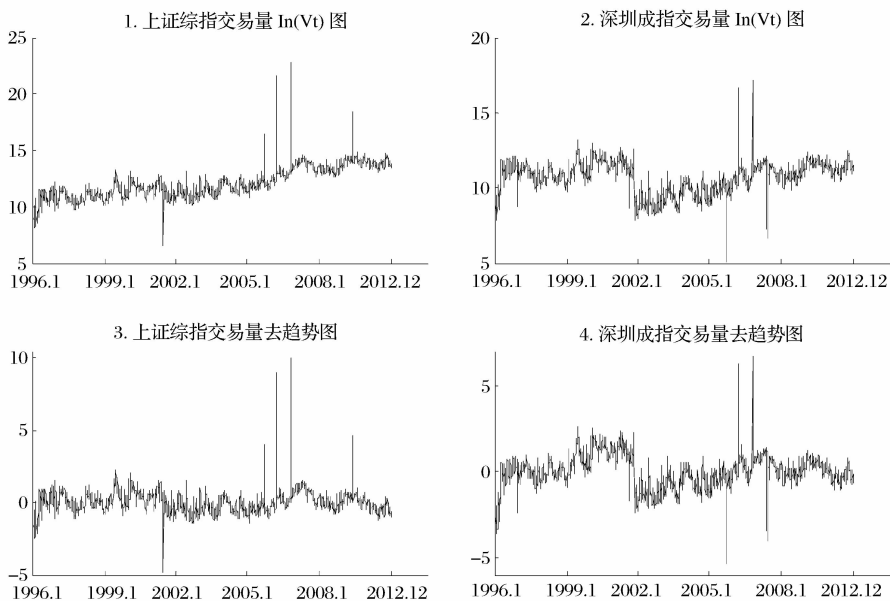


图 1 上证与深证两股市交易量图

证成指在收益率和绝对收益率的均值、方差以及变动区间上都要大于上证综指，而上证综指交易量的均值、方差以及变动区间都要大于深证成指。另外，收益率、绝对收益率和交易量除了尖峰、厚尾等非正态特征以外，还存在非常强的自相关与异方差效应。鉴于交易量 $\ln(V_t)$ 存在明显时间趋势，我们用 $\ln(V_t)$ 对常数、 t/T 以及 $(t/T)^2$ 进行回归，回归所获得的残差即为去趋势交易量，记为 $\ln(V_t)_d$ 。图 1 显示 $\ln(V_t)_d$ 围绕零附近运动，除存在少数奇异点以为，基本不存在时间趋势。

通过以上分析可知，在对边际分布进行建模时，需考虑收益率、绝对收益率以及交易量的自相关、异方差以及非正态性质，以免对实证结果造成偏差。基于 AIC 信息准则，我们选择滞后四阶的自回归模型 AR(4) 来消除序列相关以及使用 GARCH(1,1) 来消除异方差效应，并且使用有偏的 t 分布来刻

画标准残差的分布特征。表 3 显示各收益率的自回归系数都较小，而绝对收益率以及交易量的自回归系数相对较大，这和 Ljung-Box 检验的结果相一致，即绝对收益率与交易量的自相关效应更强。从市场预测角度来看，未来收益率较难预测，而未来绝对收益率以及交易量较容易预测。在 GARCH(1,1) 参数中，收益率与绝对收益率的 $\beta_1 + \beta_2$ 较大，都大于 0.95，波动效应较持久。但沪深两市交易量的波动效应较小，两系数 $\beta_1 + \beta_2$ 之和低于 0.7。相对而言，深市的收益率、绝对收益率以及交易量的波动效应更持久。另外，Skewed-t 分布中的参数 ν 显示各变量的自由度都很小，存在着较严重的尖峰厚尾特征，除深市收益率的 λ 不显著外，其余各变量都显著不等于零。沪市收益率存在左偏，而绝对收益率与交易量都存在右偏，这表明沪市存在大的负收益率概率更高，而深市存在大小均等的负收益率与正收益

率,而绝对收益率与交易量存在大变动的概率更高。

基于边际分布函数,分别计算沪深两市的收益率、绝对收益率与交易量间的尾部相依关系。我们首先考虑单一机制情形,并基于 AIC 信息准则来选择最优 Copula 模型。表 4 显示 Clayton Copula 和 Survival Gumbel Copula 的拟合效果最差,其次是 Student Copula, Survival Clayton Copula 和 Gumbel Copula 拟合较好,而 Survival Clayton Copula 最优。以上分析表明,沪深两市量价间左、右尾部是非对称的,右尾部要明显高于左尾部。但上述 Copula 函数的缺陷是只能独立考察左尾或右尾关系,这将可能引起模型的误设。为了使得结果具有稳健性,表 4 也给出了混合 Copula 模型来同时捕捉左右尾部相依性,在两组混合模型中,与左尾部有关的权重都为零,而且其 AIC 值要明显大于相对应的 Survival Clayton Copula 所获得的 AIC 值。这意味着沪深两市收益率与交易量、绝对收益率与交易量间

都只存在右尾部相依性,而不存在左尾部相依性:即股市大涨对应着高交易量、股市大的波动(大涨、大跌)也对应着高交易量。前者可解释为当股市出现大涨,投资者会买入股票,从而期望获得较高的超额收益率;后者可解释为当市场波动较大、存在较高风险时,投资者的投机心理较强,通过买入价格变化较大的股票以期望在短期内套利。由于沪深两市量价间只存在右尾部关系,我们将基于最优的 Survival Clayton Copula 来进行实证分析。我们发现沪深两市收益率与交易量的右尾部分别为 0.292 和 0.228;两市的绝对收益率与交易量的右尾部分别为 0.226 和 0.216,沪市的尾部关系要强于深市的尾部关系。这可能是因为沪市以大盘股、蓝筹股为主,而深市主要以中小盘股为主。在极端事件发生时,大盘股、蓝筹股波动相对较小,抗风险能力较强,量价关系也相对较强。

表 3 边际分布参数估计

	上证综指			深证成指		
	r_i	$ r_i $	$\ln(V_i)d$	r_i	$ r_i $	$\ln(V_i)d$
α_0	0.042(1.388)	0.632(15.236***)	0.003(0.148)	0.061(1.848*)	0.666(16.528***)	0.002(0.120)
α_1	0.007(0.389)	0.126(5.148***)	0.126(7.013***)	0.043(2.577***)	0.144(8.717***)	0.056(2.881***)
α_2	-0.0127(-0.770)	0.139(6.308***)	0.108(6.570***)	-0.009(-0.530)	0.152(9.184***)	0.129(7.814***)
α_3	0.055(3.339***)	0.141(6.256***)	0.149(1.617)	0.061(3.659***)	0.108(6.514***)	-0.291(-3.086***)
α_4	0.041(2.465***)	0.089(4.078***)	0.295(3.139***)	0.043(2.603***)	0.121(7.311***)	0.306(3.303***)
β_0	0.065(3.883***)	0.233(11.521***)	0.030(8.123***)	0.066(3.885***)	0.195(7.542***)	0.027(4.668***)
β_1	0.084(5.806***)	0.212(9.372***)	0.264(7.761***)	0.108(7.621***)	0.148(9.097***)	0.178(5.923***)
β_2	0.877(56.432***)	0.725(38.651***)	0.358(6.229***)	0.881(60.854***)	0.759(33.373***)	0.502(12.136***)
v	4.545(12.526***)	4.462(11.412***)	5.296(13.582***)	5.410(11.083***)	4.704(11.956***)	5.001(14.044***)
λ	-0.058(-2.903***)	0.825(62.466***)	0.192(8.220***)	-0.027(-1.351)	0.730(43.934***)	0.142(6.203***)

注: *、**、*** 分别表示在 10%、5%和 1%的水平上显著,括号内为 t 统计量,下同。

表 4 基于 AIC 准则的各模型比较

Student	Clayton	SClayton	Gumbel	SGumbel	MClayton	MGumbel
-170.93	-13.517	-624.155	-251.012	-55.254	-291.896	-250.999
-201.202	-78.544	-447.306	-229.989	-119.641	-235.009	-229.97
-116.221	-3.581	-478.952	-184.300	-27.085	-215.399	-184.289
-187.728	-72.847	-425.833	-215.571	-112.660	-220.772	-215.555

注:一到四行分别为沪市收益率-交易量、沪市绝对收益率-交易量、深市收益率-交易量以及深市绝对收益率与交易量的 AIC 值。SClayton、SGumbel、MClayton 以及 MGumbel 分别代表 Survival Clayton、Survival Gumbel、混合 Clayton 和混合 Gumbel。

表 5 单一机制模型参数估计

	上证综指		深证成指	
	收益率-交易量	绝对收益率-交易量	收益率-交易量	绝对收益率-交易量
α	0.563(5.433***)	0.466(4.792***)	0.469(5.150***)	0.452(4.890***)
τ^U	0.292	0.226	0.228	0.216

表 6 马尔科夫机制转换模型参数估计

	上证综指		深证成指	
	收益率-交易量	绝对收益率-交易量	收益率-交易量	绝对收益率-交易量
α_0	0.458(3.274***)	0.343(2.803***)	0.268(2.228**)	0.326(4.466***)
α_1	0.698(4.866***)	0.737(5.278***)	0.593(4.415***)	0.704(5.137***)
p	0.998(71.092***)	0.999(68.594***)	0.994(58.594***)	0.999(57.613***)
q	0.999(82.337***)	0.999(73.239***)	0.997(63.085***)	0.999(53.780***)
τ_0^U	0.220	0.133	0.075	0.123
τ_1^U	0.370	0.390	0.311	0.361
AIC	-628.184	-458.026	-484.184	-449.018

为了捕捉量价间尾部的动态特征以及可能的结构性变化,表 6 给出了机制转换 Copula 模型的参数估计。Ang 和 Bekaert 在 2002 年的机制分类测度

$$RCM = 400 \times \frac{1}{T} \sum_{i=1}^T p_i (1 - p_i)$$

显示,沪深两市量价的尾部相依性存在非常明显的两机制转换。另外, AIC 信息准则也都一致支持机制转换模型。相对于单一机制模型,引入机制转换后,模型的拟合能力与解释能力都有较大提高。在机制 $s_t = 0$ 下,沪深收益率与交易量的尾部相依性分别为 0.220 和 0.075,绝对收益率与交易量间的尾部相依性分别为 0.133 和 0.123。在机制 $s_t = 1$ 下,两市收益率与交易量的尾部相依性分别为 0.370 和 0.311,绝对收益率与交易量的尾部相依性分别为 0.390 和 0.361。无论是在机制 $s_t = 0$ 还是 $s_t = 1$ 下,沪市收益率、绝对收益与交易量间的尾部相依性要高于深市的尾部关系。从尾部变动区间 $[\tau_0^U, \tau_1^U]$ 上来看,深市收益率与交易量的尾部区间要明显大于沪市收益率与交易量的尾部区间,而绝对收益率与交易量间的尾部变动区间范围相差不大。图 2 给出了由 $\tau_U = \sum_{i=0}^1 \Pr(s_t = i | I_{t-1}) 2^{-1/\alpha^i}$ 刻画的沪深两市量价间的右尾部动态过程。各图的右尾部都存在明显的结构性变化,两市绝对收益率与交易量尾部间的结构性变化点基本一致,但收益率与交易量尾部间的结构性变化点有所不同。进一步研究发现,收益率与交易量间的机制 $s_t = 0$ 大致对应着牛市,而机制 $s_t = 1$ 大致对应着熊市,这种对应关系在沪市上非常明显。深市收益率与交易量的这种关系在 2002 年后开始明显。相对而言,当股市处于熊市与牛市间转换时,收益率与交易量间的尾部关系并未立刻同步变化,呈现一定的时滞性。两次较大的结构性变化均体现了这种滞后的惯性特征,其分别对应于 2001 年下半年以及 2006 年下半年熊市牛市间的互相转换。另外,对于绝对收益率与交易量的右尾部关系,机制 $s_t = 0$ 对应着高波动状态,而机制 s_t

$= 1$ 对应着低波动状态。当处于低波动状态时,市场风险相对较小,投资者对未来股市的走势判断较一致,绝对收益率与交易量的尾部关系表现较强;而当处于高波动状态时,市场风险较大,投资者对未来股市走势判断不一致,这时收益率与交易量尾部关系较弱。由于股市中波动聚类特征的存在,即大波动紧跟着大波动的可能性更大,小波动紧跟着小波动的可能性也更大。因此,与高、低波动机制有关的绝对收益率与交易量间的右尾部相依性要比与熊牛市有关的收益率与交易量间的尾部相依性更明显,各机制所持续时间也更持久。图 2 显示,绝对收益率与交易量间三次较大的结构性变化分别为 2002 年 1 月、2006 年 9 月与 2009 年 10 月,该时间点也大致对应着股市三次较大调整的开始或结束。

另外,如果股市低收益率与高交易量相对应,那么对低收益率取相反数后,其应与高交易量间存在右尾部关系。为了验证这种关系是否存在,我们仍使用 Copula 方法来检验两者间的右尾部关系,结果显示所对应的极大似然值都较小,不存在右尾部极值相依性。这也就是说,当金融危机事件发生所引起股市大跌时,不存在高的交易量。该实证结果也与 Balduzzi 等(1996)^[1]对美国股市的研究结果相一致。

4 结语

股票市场的量价关系一直是金融领域的研究热点问题,通过对极端市场环境下量价关系研究的有助于加深对金融市场微观结构的了解,特别有助于理解股市发生大跌大涨时市场信息的动态特征。本文采用极值 Copula 模型分别考察了我国沪深两市收益率与交易量、绝对收益率与交易量间的尾部相依关系,发现沪深两市无论是收益率还是绝对收益率与交易量间都只存在右尾部关系,而不存在左尾部关系。即价格大涨与高的交易量并存,而价格大跌与低、高交易量都不存在尾部关系。另外,量价关

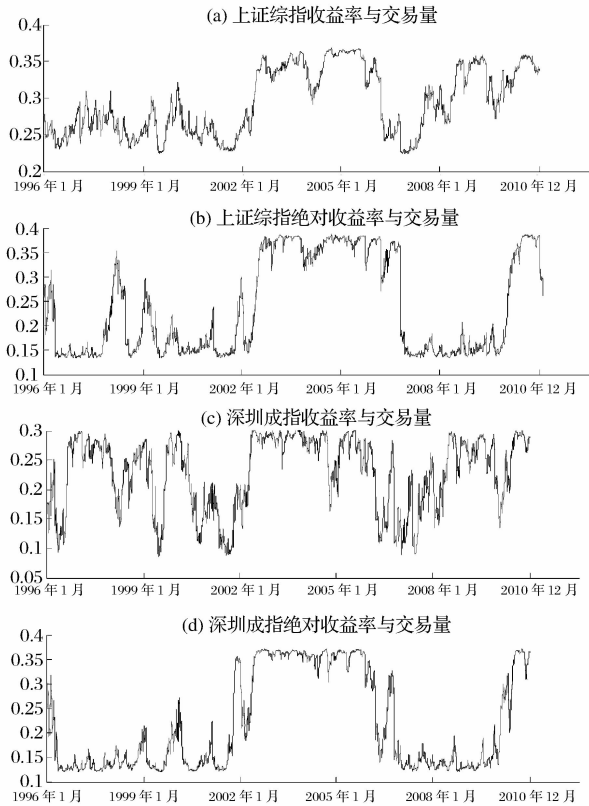


图2 收益率、绝对收益率与交易量间右尾部相依性

系与机制状态有关,呈现明显的周期动态特征:收益率与交易量间的尾部关系在熊市下要高于在牛市下;绝对收益率与交易量间的尾部关系在低波动机制下要高于在高波动机制下,而且机制持续时间更持久。研究还发现,沪市量价间的右尾部关系要明显强于深市的量价关系,但深市收益率与交易量的尾部波动区间要明显大于相对应的沪市,这可能与沪市以大盘股、蓝筹股为主,而深市主要以中小盘股为主有关。

参考文献:

[1] Balduzzi P, Kallal H, Longin F. Minimal returns and the breakdown of the price-volume relation[J]. *Economics Letters*, 1996, 50: 265-269.

[2] Gallant A R, Rossi P E, Tauchen G. Stock prices and volume[J]. *Review of Financial Studies*, 1992, 5: 199-242.

[3] Marsh T, Wagner N. Return-volume dependence and extremes in the international equity markets[J]. Working Paper, University of California, Berkeley, 2004.

[4] Blume L, Easley D, O'Hara M. Market statistics and technical analysis: the role of volume[J]. *Journal of Finance*, 1994, 49: 153-181.

[5] Karpo J M. The relation between price changes and trading volume: a survey[J]. *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 1987, 22: 109-126.

[6] Clark P K. A subordinated stochastic process model with finite variance for speculative prices[J]. *Econometrica*, 1973, 41: 135-55.

[7] Tauchen G, Pitts M. The price variability-volume relationship on speculative markets [J]. *Econometrica*, 1983, 51: 485-505.

[8] Lamoureux C, Lastrapes W. Heteroskedasticity in stock return data: volume vs. GARCH effects [J]. *Journal of Finance*, 1990, 45: 487-498.

[9] Hiemstra C, Jones J. Testing for linear and nonlinear granger causality in the stock price-volume relation[J]. *Journal of Finance*, 1994, 49: 1639-1664.

[10] Chen Gongmeng, Firth M, Rui O. The dynamic relation between stock returns, trading volume and volatility[J]. *The Financial Review*, 2001, 38: 153-174.

[11] Chuang C C, Kuan C M, Lin H Y. Causality in quantiles and dynamic stock return-volume relations [J]. *Journal of Banking and Finance*, 2009, 33: 1351-1360.

[12] Brooks C. Predicting stock index volatility: can market volume help? [J]. *Journal of Forecast*, 1998, 17: 59-80.

[13] 陈怡玲,宋逢明. 中国股市价格变动与交易量关系的实证研究[J]. *管理科学学报*, 2000, 2: 62-68.

[14] 范从来,徐科军. 中国股票市场收益率与交易量相关性的实证分析[J]. *管理世界*, 2002, 7: 31-36.

[15] 刘金全,崔畅. 中国沪深股市收益率和波动性的实证分析[J]. *经济学(季刊)*, 2002, 1(4): 885-898.

[16] 赵留彦,王一鸣. 沪深股市交易量与收益率及其波动的相关性: 来自实证分析的证据[J]. *经济科学*, 2003, 2: 57-67.

[17] 张维,国冀楠. 关于上海股市量价因果关系的实证探测[J]. *系统工程理论与实践*, 1998, 6: 111-114.

[18] 赵振全,薛丰慧. 股票市场交易量与收益率动态影响关系的计量检验[J]. *世界经济*, 2005, 11: 64-79.

[19] 文风华,饶贵添,张小勇,等. 去异方差交易量与价格波动关系研究[J]. *管理科学学报*, 2010, 3: 64-72.

[20] 马超群,张浩. 不同交易量股票价格的信息调整速度差异研究[J]. *中国管理科学*, 2005, 10: 18-22.

[21] 王春峰,张亚楠,房振明. 基于过度自信的交易量驱动因素建模研究[J]. *中国管理科学*, 2010, 8: 43-48.

[22] 李丹,董玲. 中国股市波动与成交量动态关系研究—基于分位数回归的角[J]. *山西财经大学学报*, 2008, 7: 76-80.

[23] 钱争鸣,郭鹏飞. 上海证券交易所市场量价关系的分位

- 回归分析[J]. 数量经济与技术经济研究, 2007, 10: 141—151.
- [24] 唐齐鸣, 张学功. 基于内幕交易下的中国股市量价因果关系分析[J]. 数量经济与技术经济研究, 2005, 6: 95—100.
- [25] Patton A. Estimation of copula models for time series of possibly different lengths[J]. Journal of Applied Econometrics, 2006, 21: 147—173.

Nonlinear Relationship of Tail Dependence between Price and Trading Volume in Chinese Stock Markets

WU Ji-lin

(The Center for Economic Research, Shandong University, Jinan 250100, China)

Abstract: Because traditional models only capture volume-price relation under normal market condition, a regime switching Copula model is proposed to explore the tail dependence of volume-price under extreme market conditions, and it is found that there exist significant and asymmetric volume-price dependence at extremes for Shanghai and Shenzhen stock markets. In particular, extremely (absolute)high returns tend to be associated with extremely large trading volumes, while extremely (absolute)low returns tend not to be related to either large or small volumes. Additionally, volume-price is regime-dependent and shows obvious cyclic behavior and structure change. The structure change points correspond to the starts or ends of big market adjustments. It is also found volume-price dependence in Shanghai market is much stronger than that in Shenzhen market, but return-volume dependence has a bigger range in the regimes, however, the absolute return-volume dependence of the two market range in regimes has little difference.

Key words: volume-price relation; tail dependence; regime switching; Copula