

文章编号:1003-207(2016)04-0027-10

DOI:10.16381/j.cnki.issn1003-207x.2016.04.004

股市收益率高阶矩风险的产生机制检验

方立兵¹, 曾 勇²

(1. 南京大学工程管理学院, 江苏 南京 210093;

2. 电子科技大学经济与管理学院, 四川 成都 611731)

摘要:通过对现有理论文献的梳理,提炼了五个较为典型的关于高阶矩风险产生机制的理论假设。然后基于时变高阶矩建模思想,将这五个假设统一于同一个计量框架,并进行综合地实证检验,以期发掘具有“占优”作用的理论解释。以沪深股市收益率为样本研究发现,在这五个假设中,仅“波动率反馈”效应和“利空信息揭示”效应获得显著的实证支持。进一步分析指出,这两种效应会同时引起偏度和峰度风险,因而是高阶矩风险的主要产生机制。这一结果可为后续研究发展一个统一的理论框架提供实证参考。

关键词:高阶矩风险;波动率反馈;限制卖空;条件密度

中图分类号:F830.91 **文献标识码:**A

1 引言

近年来,高阶矩风险在金融理论和实践领域扮演着越来越重要的角色。然而,就在学术界和实务界对高阶矩风险的重要性逐渐达成共识的同时,关于高阶矩风险的产生机制却一直众说纷纭、各有侧重。就偏度风险的产生机制而言,早期比较有代表性的观点是 Pindyck^[1]、French 等^[2]以及 Campbell 和 Hentschel^[3]讨论的“波动率反馈”效应,即信息冲击会放大投资者的风险预期,从而提高风险补偿,结果削弱了好消息对价格的“拉升”作用,而放大了坏消息对价格的“打压”作用,从而引起收益率分布负偏。近期的观点如 Hong 和 Stein^[4](下称“HS 模型”)认为,卖空限制使得悲观投资者的利空信息难以立即揭示而逐渐累积,此后与新的利空信息同时揭示的可能性增加,即易于发生利空信息“雪崩”。但利好信息通常可以得到立即揭示,因为至少从交易机制来看,并不存在买入限制的制度约束。这就预示着,即便影响程度相同的利好和利空信息等可

能到达,限制卖空的交易机制也会增加市场发生大幅下跌的机率,引起负偏风险。Xu^[5]进一步引入有限理性的行为偏差,并指出(下称“Xu 模型”),在卖空限制的作用下,市场对好消息容易出现过度反应,而对坏消息容易反应不足,后续的价格修正会将偏度“推”向相反方向,从而引起负偏。

就峰度风险的产生机制而言,早期比较有代表性观点认为收益率的峰度风险源自波动过程的“聚集性(Clustering)”。Engle^[6]提出的 ARCH 模型以及 Bollerslev^[7]发展的 GARCH 模型均可在理论上证明,即便收益率为条件正态分布(信息冲击是依正态过程到达),波动过程的(G)ARCH 性质仍然预示着市场的收益率存在峰度风险。

Romer^[8](下称“Ro 模型”)从信息的角度给出了峰度风险的另一个解释:市场上每个投资者仅拥有很少的一部分有价值的信息,即信息不完全且非常分散,其结果是市场难以在短期内充分揭示所有信息,并导致部分信息因此而开始累积。随着新信息的陆续到达并逐渐累积,投资者掌握的有价值的信息越来越多,从而导致所有信息一并揭示的可能性逐渐增加,引起峰度风险。

Abreu 和 Brunnermeier^[9]基于投资者行为视角提出了新的观点(下称“AB 模型”)。他们认为,投资者的有限理性行为(动量交易、趋势追踪等)使得市场对过去的信息存在非理性反应,从而引起价格出现大幅涨跌。更为重要的是,即便理性的套利者

收稿日期:2014-10-19; 修订日期:2016-01-09

基金项目:国家自然科学基金青年资助项目(71401071);教育部人文社会科学青年资助项目(14YJC790025);江苏省自然科学基金青年资助项目(BK20130589)

通讯作者简介:方立兵(1980-),男(汉族),安徽舒城人,南京大学工程管理学院讲师,研究方向:金融市场计量与金融工程研究,E-mail:lbfang@nju.edu.cn.

知道这个情况,他们仍然会顺势而为,以获取高额回报,而不是反向操作,修正定价偏误。这就预示着即便引起市场大涨和大跌的外生信息服从正态分布,投资者上述交易行为也会内生地引起股市频繁出现大幅上涨和下跌,从而产生峰度风险。

对于上述理论解释,相关的实证研究往往只针对其中的部分解释进行检验。例如 Campbell 和 Hentschel^[3]检验了波动率反馈效应并指出,波动率反馈效应应在市场处于高波动期间对收益率产生显著影响。此后,陆续有经验证据涉及波动率反馈效应,但结论不尽一致^[10-13]。Engle 和 Mistry^[14]指出市场指数作为定价因子与“波动率反馈”效应是一致的。Kinnunen^[15]则指出市场指数收益率的“波动率反馈”效应的存在性随着信息流到达水平的变化而不断变化。Hueng 和 McDonald^[16]以及 Hueng^[17]采用自回归条件密度建模方法,分别以美国和中国股市收益率为样本检验了 HS 模型“利空信息揭示”效应,结果发现仅在中国股市显著存在。陈国进和张贻军^[18]运用固定效应条件 Logit 模型给出证据支持“利空信息揭示”效应。Xu Jianguo^[5]利用美国股市的数据为其理论模型给出了支持性的证据。

纵观现有研究可以发现,相关理论文献对高阶矩风险产生机制的解释各有侧重,而实证文献则大多针对其中的一到两种解释进行检验,故而容易导致“各自为政”的局面,最终难以较为确切地回答高阶矩风险究竟是怎样产生的,哪些产生机制具有“占优”作用,或者说,哪些产生机制在考虑了其他机制后仍然显著存在,而哪些产生机制在考虑了其他机制后不再显著?值得说明的是,波动率反馈效应属于同质信念模型框架,反映了“加总的(Aggregated)”风险厌恶行为,而 HS 模型、Xu 模型、Ro 模型和 AB 模型等属于异质信念模型,着眼于分析不同信念投资者的交易行为以及由此产生的价格发现过程。可见,这些机制解释往往源自不同的理论框架。鉴于此,本文将上述解释统一于同一个计量框架,从而检验并识别哪些机制具有“占优”作用。

本文借鉴 Hansen^[19]提出的自回归条件密度建模思想,构建时变的高阶矩模型,进而对上述理论解释进行综合地计量检验。以 1998 年 1 月 1 日至 2011 年 5 月 31 日沪深两市指数收益为样本,在控制了“周内效应”和“假日效应”后(更为保守地获得较高的检验势),研究发现,相关理论解释中,仅“波动率反馈”效应和“利空信息揭示”效应显著存在。虽然这两种效应主要用于解释收益率负偏风险的产

生机制,但进一步分析可以发现,“利空信息揭示”效应常常伴随着较大的左尾风险,这实际上也是属于峰度风险的范畴。另外,与“波动率反馈”效应相应的波动“聚集性”和“持续性”也可以解释峰度风险的产生。因此,本文认为“波动率反馈”效应(包括波动过程的“聚集性”和“持续性”)和“利空信息揭示”效应是股市收益率高阶矩风险的主要产生机制。

2 相关假设的提出

根据现有研究给出的理论解释,除了波动聚集性是收益率的“典型事实”之外,对于高阶矩风险的产生机制,我们可以提炼出如下五个可供实证检验的理论预示。首先,波动率反馈效应描述的是预期波动与预期收益之间的关系,即:

假设 1:条件波动与预期收益正相关。

正是这种“波动—收益”的正相关关系造成了好消息的冲击作用被削弱而坏消息的冲击作用被放大。在对异质信念模型的理论预示进行实证检验时,以 Hong 和 Stein^[4]、Chen 等^[20]、陈国进和张贻军^[18]等为代表的一系列文献建议,以交易量作为信念差异程度的代理变量。HS 模型的“利空信息揭示”效应指出,投资者的信念差异程度越大,交易量越大。相应的,负偏风险越严重。因此,HS 模型和 Ro 模型分别预示着:

假设 2:条件偏度与前期的交易量负相关。

假设 3:条件峰度与前期的交易量正相关。

Xu 模型和 AB 模型描述的都是投资者对前期收益的过度反应行为,以及后期的价格修正与收益率高阶矩风险的关系。这两个模型预示:

假设 4:条件偏度与前期的收益负相关。

假设 5:条件峰度与前期收益的绝对值正相关。

3 模型方法

3.1 波动聚集与波动率反馈

描述收益率波动聚集性的标准手段是 GARCH 族模型框架。但为了引入“波动率反馈”效应,考虑如下模型:

$$r_t = \mu_t + v h_t + \varepsilon_t, \varepsilon_t \sim IID(0, h_t) \quad (1)$$

其中, r_t 表示收益率, $h_t = \text{Var}[r_t | \Omega_{t-1}]$, $\text{Var}[\cdot | \Omega_{t-1}]$ 表示条件方差运算; Ω_{t-1} 表示 $t-1$ 期及以前的信息集; $\mu_t + v h_t$ 构成 r_t 的条件均值; ε_t 是新生量(Innovation),刻画的是第 t 期的信息冲击。均值方程中的系数 v 描述了期望收益与波动之间的关系。假设 1 预示 $v > 0$ 。为刻画收益率波动聚集

性的同时,引入波动过程的杠杆效应,选择结构简洁、意义明确的 GJRGARCH^[10] 模型描述条件波动 h_t 的动态过程:

$$h_t = \omega + \alpha \varepsilon_{t-1}^2 + \gamma I(\varepsilon_{t-1} < 0) \varepsilon_{t-1}^2 + \beta h_{t-1} \quad (2)$$

其中,系数 ω 是常数项, α 和 θ 分别描述了新信息 ε_t 对预期波动的冲击和非对称冲击; $I\{\cdot\}$ 是示性函数,即当括号中的条件成立时取 1,否则取 0。联合(1)和(2)式即为 GJRGARCH-m 模型。在此模型中,波动过程的持续性预示 $\alpha + \beta$ 是一个接近于 1 的正数;波动聚集性要求 $\alpha > 0$ 时;杠杆效应要求 $\gamma > 0$ 。

3.2 时变高阶矩建模与假设 2~4

假设 2~4 的实证检验均需要刻画收益率的时变高阶矩(偏度和峰度)与过去的信息(收益率和成交量)之间的关系。因此,借鉴 Hansen^[19] 提出的 Skew-T 分布:

$$\text{SkewT}(z_t | \lambda, \eta) = BC \left(1 + \frac{1}{\eta - 2}\right) \left(\frac{Bz_t + A}{1 + \text{sgn}(z_t + A/B)\lambda}\right)^{-(\eta+1)/2} \quad (3)$$

其中, λ 和 η 分别是偏度系数和自由度; $\text{sgn}(\cdot)$ 是符号函数; A 、 B 和 C 都是 λ 和 η 的函数; $\lambda > 0$ 和 $\lambda < 0$ 分别表示概率分布为正偏和负偏,而且 $|\lambda|$ 越大,偏度越高, η 越小,“峰”越“尖”,“尾”越“厚”,价格发生大幅跳跃的可能性越高,峰度越大,反之亦反之。因此,Skew-T 分布可以较好地反映收益率的高阶矩风险。 λ 和 η 分别称为“偏态参数”和“峰态参数”,或统称为“形态参数”。

借鉴 Hansen^[19] 的自回归条件密度建模思想,假定(3)式中的偏度系数和自由度具有时变性,并重新记为 λ_t 和 η_t :

$$\lambda_t = g_{(-1,1)}(\tilde{\lambda}_t), \tilde{\lambda}_t = a_0 + a_1 \varepsilon_{t-1} + a_2 I(\varepsilon_{t-1} < 0) \varepsilon_{t-1} + a_3 \tilde{\lambda}_{t-1} + a_4 TV_{t-1} \quad (4)$$

$$\eta_t = g_{(3,30)}(\tilde{\eta}_t), \tilde{\eta}_t = b_0 + b_1 |\varepsilon_{t-1}| + b_2 I(\varepsilon_{t-1} < 0) \varepsilon_{t-1} + b_3 \tilde{\eta}_{t-1} + b_4 TV_{t-1} \quad (5)$$

(4)和(5)式分别描述了收益率的偏度系数和自由度的动态过程。这里分别称其为“偏态方程”和“峰态方程”,或统称为“形态方程”。其中, a_i 和 b_i 分别是偏态方程和峰态方程中各项的系数, $i = 0, 1, 2, 3, 4$; $g_{(l,u)}(x)$ 是 Logistic 转换函数,用以将 x 映射到区间 (l, u) 中,以得到合理的结果。根据 SkewT 的定义, $-1 < \lambda_t < 1$; $\eta_t > 3$ 是为了确保概率分布的偏度是有限的; $\eta_t < 30$ 是因为自由度超过

30 的学生 t 分布与正态分布具有类似的尾部。(4)和(5)式中的 a_1 和 b_1 分别刻画了偏态系数 (λ_t) 和峰态系数 (η_t) 与前期收益率之间的关系,而 a_4 和 b_4 则分别刻画了 λ_t 和 η_t 与前期交易量之间的关系。

3.3 控制“周内效应”和“假日效应”

“周内效应”和“假日效应”是市场中两种常见的收益率“异象”,有时也被称为“日历效应”。“周内效应”指的是星期一至星期五中某个交易日,如星期一(星期五)的收益率常常显著高于(低于)星期内的其它交易日;“假日效应”指的是收益率在长假前后的交易日常常具有显著较高或较低的收益率。鉴于此,均值方程中的 μ_t 设为:

$$\mu_t = \mu + \sum_{\tau=1}^p v_\tau r_{t-\tau} + d_1 BH_t + d_2 PH_t + d_3 MON_t + d_4 TUE_t + d_5 WED_t + d_6 THU_t \quad (6)$$

其中, μ 是常数项, v_τ 是自回归系数,滞后阶数为 p (由信息准则确定), MON_t 、 TUE_t 、 WED_t 和 THU_t 分别是星期一到星期四的虚拟变量; BH_t 和 PH_t 分别是节假日的后一个交易日和前一个交易日的虚拟变量;节假日包括元旦节、春节、清明节、劳动节等“小长假”或“黄金周”。

3.4 模型参数的估计

综合(1)~(6)式,从模型的构造可以看出,若均值方程中的 v 显著为正且方差方程中的 $\alpha + \beta$ 接近于 1,说明期望收益与波动之间存在正相关关系,且波动过程存在持续性,说明收益率序列存在“波动率反馈”效应,不能拒绝假设 1。在收益率的条件分布形态不随时间发生改变的假设下,若 λ 显著异于 0 且 η 显著小于 30 ($30 - \eta > 3\sigma_\eta$),说明“波动率反馈”效应不足以解释收益率的高阶矩风险。进一步在收益率的条件分布形态随时间发生改变的假设下,即收益率的条件高阶矩参数 λ_t 和 η_t 服从形态方程(4)和(5)给出的形式进行极大似然估计。

对应假设 2 预示收益率的偏态系数与过去的交易量负相关 ($a_4 < 0$); 假设 3 预示峰态系数与过去交易量负相关 ($b_4 < 0$); 假设 4 预示偏态系数与过去信息冲击负相关 ($a_1 < 0$); 假设 5 预示峰态系数与过去的信息冲击的绝对值负相关 ($b_1 < 0$)。

4 样本描述及一些初步的结果

本文以沪深两市综合指数 1998 年 1 月 1 日至 2011 年 5 月 31 日的对数百分比收益为样本(样本量 $T=3239$),对假设 1~5 进行实证检验。虽然我国沪深两市于 2010 年 3 月 31 日启动了融资融券试

点,但在本文的样本期内,标的股票数量很少。更为重要的是,融券券源的缺乏使得我国的融券业务(在两融业务中的占比不足 10%)一直远低于融资业务。因此,我们认为融资融券的推出并不会改变限制卖空的假设。正如 Hong 和 Stein(2003)^[4]所指出的,即便是美国的股票市场,卖空交易的实务中也

是存在诸多约束的,其卖空机制也不是真正意义上的卖空。因此,HS 模型的理论预示并不要求市场是禁止卖空的,在限制卖空的机制下 HS 模型仍然是适用的。表 1 给出了原始收益率以及标准化收益率的描述性统计结果。

表 1 沪深两市指数收益率的描述性统计

	上证指数		深证综指	
	原始收益率	标准化收益率	原始收益率	标准化收益率
均值	0.0256	-0.0181	0.0327	-0.0007
中位数	0.0282	0.0105	0.0682	0.0500
标准误	1.8339	0.9944	1.9675	0.9978
最大值	12.7408	8.2153	12.6430	7.4646
最小值	-11.0735	-4.5875	-11.4075	-5.0772
偏度	-0.0555 (0.0000)	-0.0232(0.0000)	-0.2577 (0.0000)	-0.2532 (0.0000)
峰度	7.1721 (0.0000)	5.7614 (0.0000)	6.6327 (0.0000)	5.3756 (0.0000)
Jarque-Bera	2350.83 (0.0000)	1029.42 (0.0000)	1816.82 (0.0000)	796.22 (0.0000)
Q(95%)	2.8536	1.5462	3.0132	1.5149
Q(5%)	-2.8885	-1.6497	-3.1800	-1.7294
Q(85%)	1.5796	0.9027	1.6932	0.9217
Q(15%)	-1.4527	-0.9556	-1.5616	-0.9475
Q(75%)	0.9325	0.5559	1.0514	0.6050
Q(25%)	-0.8806	-0.5675	-0.9103	-0.5598
样本量 T	3239	3233	3239	3235

注:(1)标准化收益率是指原始收益率经正态分布假设下的 GJRGARCH-m 模型拟合后的标准化残差;(2)在正态分布的假设下,样本的偏度和峰度分别依分布收敛于 $N(0,6/T)$ 和 $N(3,24/T)$,其中 T 为样本量;(3)Q(q%) 表示样本在 q% 水平上的经验分位数;(4)圆括号中的数值为相应统计量 p-值;(5)以粗体显示的数值表示其 p-值小于显著性水平 10%。若未做特殊说明,下同。

表 2 正态分布假设下 GJRGARCH-m 模型的极大似然估计

系数	变量	上证指数			深证综指		
		系数估计值	标准误	p-值	系数估计值	标准误	p-值
均值方程							
μ	常数项	-0.2437	0.0630	(0.0001)	-0.3068	0.0645	(0.0000)
v	h_t	0.0256	0.0144	(0.0754)	0.0356	0.0133	(0.0073)
d_1	BH_t	0.3196	0.2124	(0.1325)	0.0899	0.2078	(0.6653)
d_2	PH_t	0.7256	0.1812	(0.0001)	0.6917	0.2116	(0.0011)
d_3	MON_t	0.2829	0.0794	(0.0004)	0.2674	0.0802	(0.0009)
d_4	TUE_t	0.1464	0.0767	(0.0564)	0.1688	0.0783	(0.0310)
d_5	WED_t	0.1544	0.0811	(0.0568)	0.2091	0.0848	(0.0136)
d_6	THU_t	0.2928	0.0785	(0.0002)	0.3302	0.0781	(0.0000)
v_1	r_{t-1}	-0.0514	0.0187	(0.0061)	-0.0141	0.0185	(0.4473)
v_2	r_{t-2}	-0.0296	0.0190	(0.1204)	-0.0386	0.0184	(0.0359)
d_3	r_{t-3}	0.0727	0.0187	(0.0001)	0.0734	0.0184	(0.0001)
d_4	r_{t-4}	0.0319	0.0185	(0.0849)	0.0235	0.0182	(0.1980)
d_6	r_{t-6}	-0.0371	0.0177	(0.0361)			
方差方程							
ω	常数项	0.0648	0.0092	(0.0000)	0.0666	0.0097	(0.0000)
α	ϵ_{t-1}^2	0.0848	0.0104	(0.0000)	0.0909	0.0108	(0.0000)
γ	$I(\epsilon_{t-1} < 0)\epsilon_{t-1}^2$	0.0521	0.0123	(0.0000)	0.0384	0.0124	(0.0019)
β	h_{t-1}	0.8735	0.0086	(0.0000)	0.8763	0.0087	(0.0000)
似然值		-6124.08			-6348.69		
AIC		3.7990			3.9349		

从表1可以看出,上证指数和深证综指的原始收益率均存在显著的负偏风险。从位置参数来看,两市指数的原始收益率和标准化收益率的均值都小于中位数,即存在负偏风险。此外,表1还显示,原始收益率和标准化收益率均存在显著的超额峰度。上证指数的标准化收益率未见显著的偏度风险,而深证综指的标准化收益率显著负偏。

最后, Jarque-Bera 统计量显示两市指数的原始收益率和标准化收益率均存在显著的高阶矩。另外,从95%和5%、85%和15%以及75%和25%水平上的经验分位数来看,两市标准化收益率均可能存在非对称风险,且左尾风险相对较大,如两市指数的原始收益率和标准化收益率样本的95%分位数均小于5%分位数的绝对值。

表2给出了正态分布假设下 GARCH-m 模型的参数估计结果。从均值方程可以看出,两市指数收益率均存在显著的“周内效应”和“假日效应”,这与国内现有的相关研究是类似的。方差方程估计结果显示,两市指数收益率的波动过程均存在高度的持续性和波动聚集现象。 γ 显著为正说明负向冲击引起的收益率波动更大。 h_t 显著为正,即均值方程中的预期收益率与波动存在显著的正相关关系。可以认为收益率序列存在显著的“波动率反馈”效应。

另外,与其他研究类似,本文也将以交易量作为投资者信念差异程度的代理变量。但需要剔除交易量的时间趋势和印花税的影响。考虑如下回归:

$$LV_t = c_0 + c_1 \ln t + c_2 TAX_t^{(tax)} + c_3 TAX_t^{(2)} + c_4 TAX_t^{(3)} + c_5 TAX_t^{(4)} + c_6 TAX_t^{(5)} + \xi_t \quad (7)$$

其中, LV_t 是原始的对数交易量, $c_i, i = 0, 1, 2, \dots, 6$ 是待估参数, $t = 1, 2, \dots, T$ 的自然数, T 是样本量; $TAX_t^{(tax)}$ 表示当日印花税率为 tax (千分数) 的虚拟变量。两市成交量经(7)式回归的残差 ξ_t 作为(4)和(5)式中的 TV_t 。

经(7)式回归的残差 ξ_t 不再具有时间趋势特征,且分别在有无截距项、有截距项以及同时包含截距项和趋势项三种情形下 ADF 检验的结果还表明 ξ_t 是平稳的时间序列(限于篇幅,具体结果略去,欢迎感兴趣的同仁来信索取)。

5 实证结果

5.1 检验假设1

实际上,表2给出的正态分布假设下有关收益率波动过程的参数估计结果已经初步支持了假设1。下面进一步在 Skew-T 分布的假设下估计 GJR-GARCH-m 模型,但先假设条件分布形态不随时间发生改变,即 λ 和 η 均为常数。结果如表3所示。限于篇幅,且其它系数的估计结果与表2类似,这里仅给出本文关注的系数估计结果。

比较表2和表3可以看出,就“波动率反馈”效应来讲,正态分布的 GJR-GARCH-m 模型的估计结果与 Skew-T 分布假设下的估计结果是类似的。表3的结果也显示, $\alpha + \beta$ 平均约为 0.9575,即波动过程具有高度的持续性;预期波动与预期收益率存在显著的正相关关系($v > 0$)。因此,可以认为两市指数的收益率序列存在显著的“波动率反馈”效应,支

表3 Skew-T 分布假设下 GJR-GARCH-m 模型的极大似然估计

系数	变量	上证指数			深证综指		
		系数估计值	标准误	p-值	系数估计值	标准误	p-值
均值方程							
v	h_t	0.0290	0.0137	(0.0348)	0.0368	0.0128	0.0040
方差方程							
ω	常数项	0.0648	0.0150	(0.0000)	0.0733	0.0165	(0.0000)
α	ϵ_{t-1}^2	0.0792	0.0142	(0.0000)	0.0845	0.0149	(0.0000)
γ	$I(\epsilon_{t-1} < 0)\epsilon_{t-1}^2$	0.0545	0.0194	(0.0050)	0.0573	0.0203	(0.0048)
β	h_{t-1}	0.8790	0.0133	(0.0000)	0.8723	0.0130	(0.0000)
形态参数							
η	自由度	5.3924	0.5434	(0.0000)	5.9588	0.6203	(0.0000)
λ	偏态系数	-0.0586	0.0250	(0.0190)	-0.1272	0.0248	(0.0000)
	似然值		-6017.40			-6243.08	
	似然比检验		213.35	(0.0000)		211.22	(0.0000)
	AIC		3.7354			3.8720	

注:(1)均值方程和方差方程依然沿用表2的设定;(2)圆括号中的数值为相应统计量的 p-值;(3)以粗体显示的数值表示其 p-值小于显著性水平 10%。若不做特殊说明,下同。

持了假设 1。负向冲击引起的收益率波动显著高于正向冲击,即波动过程表现出显著的非对称性。表 3 给出的似然比检验结果表明,Skew-T 分布的拟合优度显著高于正态分布。从分布函数的偏态参数和峰态参数的估计结果来看,两市标准化收益率依然存在显著的负偏度和尖峰、厚尾性(自由度远小于 30)。

事实上,表 3 给出的结果是在收益率的条件分布形态(Skew-T 分布的偏态系数和峰态系数)不随时间发生改变的假设下得出的。这相当于对(4)和(5)式施加如下约束:

$$a_1 = a_2 = a_3 = a_4 = b_1 = b_2 = b_3 = b_4 = 0 \tag{8}$$

接下来将对上述约束采用逐个放松的方法,确定收益率的条件高阶矩的动态过程,从而实现假设 2~5 的检验。基于似然比检验对不同偏态方程和峰态方程设定下的拟合优度进行比较。

5.2 检验假设 2 和假设 4

要检验假设 2 和假设 4,需要事先确定偏态方程的结构。为此,先假定条件分布的峰态参数(η)为一个常数,即对峰态方程(5)式施加如下约束 $b_1 = b_2 = b_3 = b_4 = 0$ 。然后,考虑(4)式在约束 $a_1 = a_2 = a_3 = a_4 = 0$ 的基础上分别逐步放松 $a_1 = 0, a_2 = 0, a_3 = 0$ 和 $a_4 = 0$ 等约束条件的参数估计结果。表 4 给出了放松 $a_1 = 0$ 的估计结果。限于篇幅,这里仅给出本文关注的系数估计结果。

从表 4 可以看出,当偏态系数随时间改变时,预期收益与波动的关系以及波动过程的非对称性、持续性特征没有发生改变。比较表 2 和表 3 可以发

现,系数 v, γ 以 $\alpha + \beta$ 的估计值也相似,即收益率序列的“波动率反馈”效应和峰度风险显著存在。

对于这里关心的 λ_t 与前期的信息冲击 ϵ_{t-1} 之间的关系,估计结果并非显著异于 0,即假设 4 并未得到支持。且似然比检验的结果也显示表 4 所对应的模型并非由于表 3 的模型。

下面考虑逐个放松约束 $a_2 = 0, a_3 = 0$ 和 $a_4 = 0$ 的情形(限于篇幅,具体结果从略)。从估计结果来看,两市指数收益率的条件偏度都与过去的负向信息冲击($I(\epsilon_{t-1} < 0)\epsilon_{t-1}$)和交易量(TV_{t-1})显著正相关和负相关,即 $a_2 > 0, a_4 < 0$ 。似然比检验也显著拒绝了 $a_2 = 0$ 和 $a_4 = 0$ 。这说明本文的假设 2 在这里得到支持。对于假设 4 来说,这里不仅没有给出支持性的证据, $a_2 > 0$ 甚至意味着,如果前期存在负向冲击,则当期收益率将更加易于发生负偏风险。由于逐个放松约束的结果显示,仅 a_2 和 a_4 显著异于 0。因此,考虑对(4)式施加约束 $a_1 = a_3 = 0$ 并进行极大似然估计,结果再次支持了假设 2。另外,与逐个放松约束的结果类似,收益率的条件偏度与前期的负向信息冲击($I(\epsilon_{t-1} < 0)\epsilon_{t-1}$)正相关。且似然比检验结果显示 $a_1 = a_3 = 0$ 约束下的模型优于 $a_1 = a_2 = a_3 = a_4 = 0$ 。因此,偏态方程(4)式将被设定为如下形式:

$$\lambda_t = g_{(-1,1)}(\tilde{\lambda}_t), \tilde{\lambda}_t = a_0 + a_2 I(\epsilon_{t-1} < 0)\epsilon_{t-1} + a_4 TV_{t-1} \tag{9}$$

5.3 检验假设 3 和假设 5

采用与 5.2 节类似的方法确定确定峰态方程的形式(具体数据从略)。结果显示,除了系数 b_1, b_2 和

表 4 η 为常数且(4)式在 $a_2 = a_3 = a_4 = 0$ 约束下模型的极大似然估计

系数	变量	上证指数			深证综指		
		系数估计值	标准误	p-值	系数估计值	标准误	p-值
均值方程							
v	h_t	0.0294	0.0133	(0.0271)	0.0373	0.0125	(0.0028)
方差方程							
ω	常数项	0.0643	0.0149	(0.0000)	0.0739	0.0166	(0.0000)
α	ϵ_{t-1}^2	0.0788	0.0143	(0.0000)	0.0843	0.0151	(0.0000)
γ	$I(\epsilon_{t-1} < 0)\epsilon_{t-1}^2$	0.0561	0.0197	(0.0044)	0.0598	0.0208	(0.0040)
β	h_{t-1}	0.8790	0.0133	(0.0000)	0.8710	0.0131	(0.0000)
峰态系数							
	η	5.3760	0.5445	(0.0000)	5.9698	0.6277	(0.0000)
偏态方程							
a_0	常数项	-0.1179	0.0510	(0.0209)	-0.2532	0.0513	(0.0000)
a_1	ϵ_{t-1}	0.0401	0.0271	(0.1394)	0.0373	0.0258	(0.1491)
	似然值		-6016.30			-6241.96	
	似然比检验	2.2060		(0.1375)	2.2580		(0.1329)
	AIC		3.7353			3.8720	

表 5 偏态方程为(9)式且(5)式在各种约束条件下的极大似然估计

系数	变量	上证指数			深证综指		
		系数估计值	标准误	p 值	系数估计值	标准误	p 值
约束条件为 $b_2 = b_3 = b_4 = 0$ 的模型							
b_0	常数项	-2.1228	0.3213	(0.0000)	-2.0131	0.3159	(0.0000)
b_1	$ \epsilon_{t-1} $	-0.1876	0.1723	(0.2763)	-0.0691	0.1484	(0.6418)
	似然值	-6010.18	[1.4240]	(0.2327)	-6237.08	[0.2280]	(0.6330)
	AIC	3.7328			3.8702		
约束条件为 $b_1 = b_3 = b_4 = 0$ 的模型							
b_0	常数项	-2.4722	0.2896	(0.0000)	-2.3590	0.2739	(0.0000)
b_2	$I(\epsilon_{t-1} < 0)\epsilon_{t-1}$	-0.1494	0.1906	(0.4331)	-0.3122	0.2333	(0.1808)
	似然值	-6010.59	[0.6040]	(0.4371)	-6236.02	[2.3400]	(0.1261)
	AIC	3.7330			3.8695		
约束条件为 $b_1 = b_2 = b_4 = 0$ 的模型							
b_0	常数项	-3.2807	20.5303	(0.8730)	-1.6207	24.1932	(0.9466)
b_3	$\tilde{\eta}_{t-1}$	-0.3935	8.7165	(0.9640)	0.2325	11.4539	(0.9838)
	似然值	-6010.88	[0.0380]	(0.8454)	-6237.18	[0.0180]	(0.8933)
	AIC	3.7332			3.8702		
约束条件为 $b_1 = b_2 = b_3 = 0$ 的模型							
b_0	常数项	-2.3525	0.2652	(0.0000)	-2.0982	0.2537	(0.0000)
b_4	TV_{t-1}	-0.3433	0.8579	(0.6891)	-0.6721	0.7304	(0.3575)
	似然值	-6010.82	[0.1520]	(0.6966)	-6236.71	[0.9520]	(0.3292)
	AIC	3.7332			3.8700		

b_4 的符号与假设 3 和假设 5 的预示一致之外,从 p 值来看,这些系数均未显著异于 0。这说明收益率的峰态特征(η_t)与过去的信息冲击(ϵ_{t-1})和交易量(TV_{t-1})并无显著的相关关系。因此,假设 3 和假设 5 所对应的理论预示都没有获得显著的实证支持。另外,就模型的拟合优度来讲,似然比检验的结果也显示,放松 $b_i = 0 (i = 1, 2, 3, 4)$ 中的任何一个约束条件都难以改进模型的拟合优度。进一步考虑将偏态方程设定为 5.2 节给出的(9)式,并分别在各种约束条件下,再次进行极大似然估计,结果如表 5 所示。

从表 5 可以看出,假设 3 和假设 5 所对应的理论预示在这里仍然难以得到实证支持,即系数 b_1 、 b_2 和 b_4 均非显著异于 0 的。另外,所有的似然比检验均没有显著拒绝 $b_i = 0 (i = 1, 2, 3, 4)$ 。因此,就模型的拟合优度来讲,当偏态方程设定为(9)式和常数的结果类似,即放松 $b_i = 0 (i = 1, 2, 3, 4)$ 的任一约束都难以获得更好的拟合优度。

5.4 实证结果的进一步分析

虽然本文对假设 1~5 的统计检验是分开进行的,但这些理论预示所反映的高阶矩风险的产生机制彼此也有一定的联系。“波动率反馈”效应和“利空信息揭示”效应预示的资产价格易于发生大幅下跌,意味着收益率的左尾风险相对较大。这实际上也属于峰度风险的范畴。因此,这两种效应的影响

结果不仅仅是产生偏度风险,同时也会导致峰度风险。以 Skew-T 分布为例,其标准化四阶中心矩(峰度) $Kur(z)$ 为:

$$Kur(z) = (m_4 - 4Am_3 + 6A^2m_2 - 3A^4)/B^4$$

$$m_2 = 1 + 3\lambda^2, m_3 = 16C\lambda(1 + \lambda^2)$$

$$\frac{(\eta - 2)^2}{(\eta - 2)(\eta - 3)}, m_4 = 3 \frac{(\eta - 2)}{(\eta - 4)}(1 + 10\lambda^2 + 5\lambda^4)$$

其中, A、B 和 C 都是 λ 和 η 的函数,其定义见(3)式。利用上证指数的估计结果,将估计的偏态系数序列 λ_t 和峰态系数 $\eta = 5.4998$ 代入 $Kur(z)$ 即可获得如图 1(a)所示的四阶中心矩(理论的峰度)序列,以及图 1(b)的偏态系数与理论的峰度之间的关系。

从图 1(a)可以看出,在 Skew-T 分布的自由度为常数的情况下,“利空信息揭示”效应所引起的偏态系数的时变性也会导致收益率的峰度产生时变性。更为重要的,当 $\eta = 5.4998$ 时,如果偏态系数 $\lambda = 0$,则 $Kur(z) = 7.0005$,而图 1(b)进一步显示,如果 $\lambda = \lambda_t \neq 0$ 时, $Kur(z)$ 都是大于 7.0005 的。其中,最大的峰度值甚至达到了 9.0463,此时的 $\lambda_t = -0.3200$ 。由此可见,“利空信息揭示”效应在引起收益率偏度风险的同时,也产生了峰度风险。

另外,从图 1(b)还可以看出这样两个现象:一是在“利空信息揭示”效应的影响下,收益率的偏态系数 λ_t 大多是小于 0 的,即收益率易于产生负

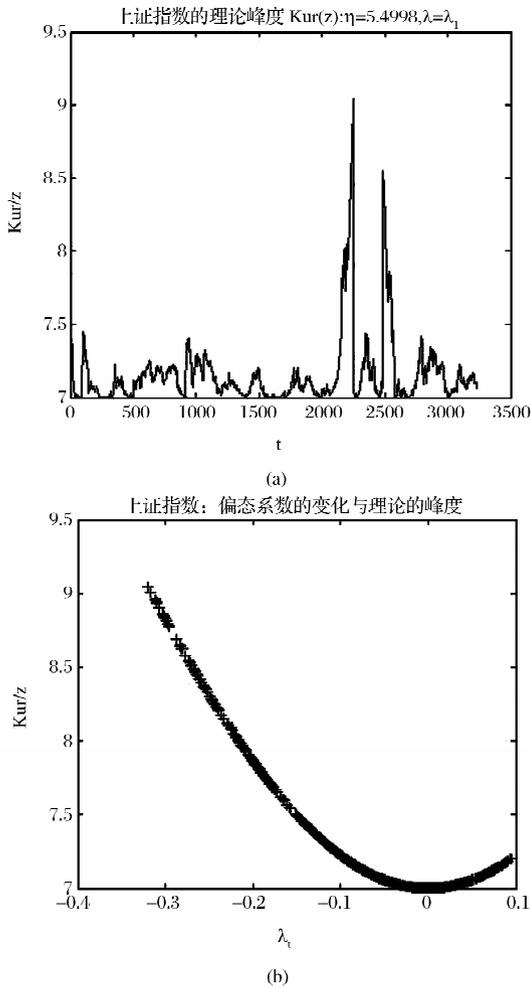


图1 Skew-T 分布的偏态系数与理论峰度：
以上证指数的估计结果为例

偏风险；二是当收益率正偏时， λ_t 的取值不会超过 0.1，而当负偏发生时， λ_t 最高可以达到 -0.3200，即市场易于产生较为严重的负偏风险。因此，在“利空信息揭示”效应的影响下，收益率的高阶矩特征会出现如下三个方面的结果：(1) 市场产生负偏风险的可能性高于正偏；(2) 负偏风险往往比正偏风险更加严重；(3) 偏度风险产生时会伴随峰度风险。

最后，收益率的峰度风险常常与波动过程的聚集性、非对称性和持续性等“典型事实”(Stylized Facts)联系在一起。本文所有模型的拟合结果也都显示，这些典型事实是显著存在的。从表 2 的描述性统计结果来看，沪深两市指数的原始收益率和标准化收益率之间的峰度差异分别约为 1.4107 和 1.2571。也就是说，收益率的波动过程表现出的典型事实也可以部分地解释峰度风险。

6 与国际成熟市场的比较

我们进一步采集了美国 SP500 指数和英国 FTSE100 指数的收益率和交易量数据(数据来自 Wind 金融资讯终端)，重新检验了本文的五个假设。但结果发现(限于篇幅，具体的数据结果这里从略，但我们欢迎感兴趣的读者来信索取。)，与我们采用国内沪深指数的结果存在显著差异：两个成熟市场的“波动率反馈”效应(假设 1)和“利空信息揭示”效应(假设 2)没有得到证据支持，而假设 3(Ro 模型)和假设 5(AB 模型)却是得到支持的。

综合成熟市场的结果，我们可以看出国际成熟市场的高阶矩风险产生机制可能不同于我国股市。事实上，Hueng 和 McDonald^[16] 和 Hueng^[17] 就曾分别对美国和中国股市的“利空信息揭示”效应进行了检验，并且也发现美国股市并无显著的“利空信息揭示”效应，而中国股市却显著存在。此外，对于本文所提出的五个待检验的假设，SP500 指数和 FTSE100 指数高阶矩风险中，Ro 模型和 AB 模型的理论预示具有占优作用。这与本文基于中国股市为样本得出的结论也明显不同。直观上来讲，不同市场在投资者行为特征、交易机制设计等诸多方面往往都是存在显著差异的，而成熟市场和新兴市场之间的差异往往会更大，例如美国股市的卖空限制程度显然弱于国内市场。这一点从两个市场的卖空交易活跃性便可见一斑。美国股市中 20% 以上交易量由卖空者发起^[21]，而我国股市中，融券卖空的交易额在两融业务中的占比都不到 10%，相对于整个市场的交易量而言，则少于 1%。更重要的是，在本文的样本中，1998 年 1 月至 2010 年 3 月这段时间里我国股市甚至是禁止卖空的。因此，本文基于国内股市所得到的结果与国际市场的结果存在显著差异也就是显然的了。

7 结语

股市收益率高阶矩风险的重要性已经得到普遍认同，但对于其产生机制的解释，依然众说纷纭。本文在对相关研究提出的理论解释进行较为系统地梳理后，提炼了五个可供实证检验的假设；然后，以中国沪深两市的指数收益为样本，采用自回归条件密度的建模思想，将这五个假设统一于同一个计量框架，进而考察高阶矩风险的产生机制，以及哪些产生机制具有“占优”作用？为了使得检验的结果较为可靠，模型还控制了收益率可能存在的“周内效应”和

“假日效应”等收益率“异象”。

研究表明,这五个理论预示中,仅“波动率反馈”效应(假设1)和“利空信息揭示”效应(假设2)显著存在。除此之外,未发现显著的证据支持其它三个理论预示。需要说明的是,虽然“波动率反馈”效应和“利空信息揭示”效应主要用于解释市场收益率的偏度风险,但进一步分析可以发现,“利空信息揭示”效应在引起偏度风险的同时,也会引起峰度风险,而“波动率反馈”效应中与波动过程相关的“聚集性”和“持续性”等典型事实(Stylized Facts)也是峰度风险的重要产生机制。因此,可以认为,“波动率反馈”效应(包括其中的波动“聚集性”和“持续性”)与“利空信息揭示”效应是股市收益率高阶矩风险的主要产生机制。

作为比较,我们还以美国的SP500指数和英国的FTSE100指数为样本对本文提出的五个假设进行了检验,但并未发现与沪深指数一致的证据。进一步分析后,我们认为不同市场在投资者行为特征、交易机制设计等诸多方面往往存在较大差异,在这样的背景下,不同市场的高阶矩风险具有不同的产生机制也是可能的。特别的,新兴市场和成熟市场的高阶矩风险的产生机制往往具有各自不同的特点。

虽然如此,本文以我国沪深指数为样本,通过构建一个统一的计量框架,从众多高阶矩风险产生机制的解释中,经验性地识别出具有“占优”作用的两种解释——“波动率反馈”效应和“利空信息揭示”效应。这至少为进一步深入探求我国股市高阶矩风险的产生机制理出了头绪,也为构建一个统一的理论框架提出了可供参考的研究方向。例如,将“波动率反馈”效应引入限制卖空(现实的股市总是限制卖空的)的异质信念模型(HS模型),沿着价格发现过程存在“利空信息揭示”效应逻辑主线,构建一个统一的理论框架,以期充分揭示股市收益率高阶矩风险的产生机制,提供新的理论解释。当然,最终目的是为了发展一个较为完备的理论框架,突破现有的理论模型各有侧重的不利局面。

参考文献:

- [1] Pindyck R S. Risk, inflation, and the stock market[J]. American Economic Review, 1984, 74(3): 335—351.
- [2] French K R, Schwert G W, Stambaugh R F. Expected stock returns and volatility[J]. Journal of Financial Economics, 1987, 19(1): 3—29.
- [3] Campbell J Y, Hentschel L. No news is good news: An asymmetric model of changing volatility in stock returns [J]. Journal of Financial Economics, 1992, 31(3): 281—318.
- [4] Hong H, Stein J C. Differences of opinion, short-sales constraints, and market crashes [J]. Review of Financial Studies, 2003, 16(2): 487—525.
- [5] Xu Jianguo. Price convexity and skewness[J]. Journal of Finance, 2007, 62(5): 2521—2552.
- [6] Engle R F. Autoregressive conditional heteroscedasticity with estimates of the variance of United Kingdom inflation[J]. Econometrica, 1982, 50(4): 987—1007.
- [7] Bollerslev T. Generalized autoregressive conditional heteroskedasticity[J]. Journal of Econometrics, 1986, 31(3): 307—327.
- [8] Romer D. Rational asset-price movements without news [J]. American Economic Review, 1993, 83(5): 1112—1130.
- [9] Abreu D, Brunnermeier M K. Bubbles and crashes[J]. Econometrica, 2003, 71(1): 173—204.
- [10] Glosten L R, Jagannathan R, Runkle D E. On the relation between the expected value and the volatility of the nominal excess return on stocks [J]. Journal of Finance, 1993, 48(5): 1779—1801.
- [11] 王春. 投资者情绪对股票市场收益和波动的影响——基于开放式股票型基金资金净流入的实证研究. 中国管理科学, 2014, 22(9): 49—56.
- [12] Brandt M W, Wang Leping. Measuring the time-varying risk-return relation from the cross-section of equity returns[R]. Working paper, Duke University, 2010.
- [13] Yu Jianfeng, Yuan Yu. Investor sentiment and the mean-variance relation [J]. Journal of Financial Economics, 2011, 100(2): 367—381.
- [14] Engle R, Mistry A. Priced risk and asymmetric volatility in the cross section of skewness[J]. Journal of Econometrics, 2014, 182(1): 135—144.
- [15] Kinnunen J. Risk-return trade-off and serial correlation: Do volume and volatility matter? [J]. Journal of Financial Markets, 2014, 20: 1—19.
- [16] Hueng C J, McDonald J B. Forecasting asymmetries in aggregate stock market returns: Evidence from conditional skewness [J]. Journal of Empirical Finance, 2005, 12(5): 666—685.
- [17] Hueng C J. Short-sales constraints and stock return asymmetry: evidence from the Chinese stock markets [J]. Applied Financial Economics, 2006, 16(10): 707—716.
- [18] 陈国进, 张贻军. 异质信念、卖空限制与我国股市的暴

跌现象研究[J]. 金融研究, 2009, (4): 80—91.

[19] Hansen B E. Autoregressive conditional density estimation[J]. International Economic Review, 1994, 35 (3): 705—730.

[20] Chen J, Hong H, Stein J C. Forecasting crashes: Trading volume, past returns, and conditional skew-

ness in stock prices[J]. Journal of Financial Economics, 2001, 31(3): 345—381.

[21] Boehmer E, Wu Juan. Short selling and the price discovery process[J]. Review of Financial Studies, 2013, 26(2): 287—322.

Testing the Generation Mechanism of Higher-Order-Moment Risk in Stock Market Returns

FANG Li-bing¹, ZENG Yong²

(1. School of Management and Engineering, Nanjing University, Nanjing 210093, China;

2. School of Management and Economics, University of Electronic Science and Technology of China, Chengdu 611731, China)

Abstract: Five pieces of theoretical prediction on the generation of higher order moment risk are refined and thus the corresponding hypotheses are formed after reviewing the existed literature. Employing the idea of modeling time variant higher-order-moment, these five pieces of hypothesis are involved in a unified econometric framework. An empirical analysis is conducted based on such model to find some dominated theoretical explanations. Sampling daily returns from Shanghai and Shenzhen stock market composite index, the results show that there are two hypotheses relevant to volatility feedback effect and bad news revelation effect are significantly supported but the other three are not. Further analysis indicates that these two effects can generate both skewness and kurtosis risk. Therefore, they are implied as the main generation mechanism of higher-order-moment risk. These results get out of the mess of opinions on the generation mechanism of higher-order-moment risk and thus can benefit further exploration of such topic under a unified theoretical framework.

Key words: higher-moment risk; volatility feedback; short-sale constraint; conditional density