

基于时变高阶矩波动模型的 VaR 与 ES 度量^①

王 鹏

(西南财经大学金融学院, 成都 610074)

摘要: 金融波动性建模经历了从常数高阶矩到时变高阶矩的发展历程. 文章扩展了现有的针对时变高阶矩波动模型风险测度效果的研究: 首先, 以沪深 300 指数和其它世界股市若干重要指数为例, 通过采用“从简单模型到复杂模型”的估计步骤, 实现对时变高阶矩波动模型的估计, 进而运用 Gram-Charlier 扩展分布获得对 VaR (value-at-risk) 和 ES (excepted shortfall) 两种不同风险测度的计算值; 然后, 分别利用非条件覆盖检验 (unconditional coverage test) 和基于自举法 (Bootstrap) 的后验分析方法, 实证对比了时变高阶矩和常数高阶矩两类模型的适用范围和精确程度. 研究表明: 就所考察的若干指数样本而言, 时变高阶矩模型不仅能够较好地刻画金融价格波动的整体动力学特征, 并且总体来讲, 在市场风险测度准确性方面也要优于常数高阶矩波动模型.

关键词: 时变高阶矩; VaR; ES; Gram-Charlier 扩展分布; 后验分析

中图分类号: F830.9 **文献标识码:** A **文章编号:** 1007-9807(2013)02-0033-13

0 引 言

对资产价格波动特征的研究是现代金融理论的核心内容之一. 由于波动率不仅是风险资产动力学特征的决定因素, 还是衍生产品定价中的关键参数, 因此能否对价格波动特征做出全面而准确的刻画, 直接关系到风险管理的有效性和衍生产品定价的合理性等问题.

以往的研究中, 由于金融资产收益的二阶矩 (方差) 在资产定价、风险管理等领域的重要性而得到了特别的重视. 聚集性 (clustering) 和杠杆效应 (leverage effect) 是条件方差 (conditional variance) 所具有的两个重要特征, 其中聚集性表示一个大的条件方差后面会紧跟另一个大的条件方差, 杠杆效应意味着对资产价格负的冲击会比相同强度的正的冲击引起更大的价格波动. 很多学者提出了理论模型来刻画条件方差的这两个特征, 如 GARCH (Bollerslev^[1])、GJR (Glosten

等^[2])、NAGARCH (Gordon^[3]) 等.

在 GARCH、GJR、NAGARCH 等模型中, 收益率的偏度和峰度等高阶矩是静态的, 因此又被称为“常数高阶矩波动模型”. 但有许多研究表明^[4-9], 除了方差外, 偏度和峰度也具有时变性 (time varying), 并且这种时变性对资产定价、最优资产组合选择、期权定价等也有着较为显著的影响. 因此, 近年来一些学者开始通过将 GARCH 模型向高阶矩 (包括偏度和峰度) 推广, 研究高阶矩序列的时变性. 如 Harvey^[10] 通过将 GARCH 模型向三阶矩扩展, 提出了自回归条件方差—偏度模型 (GARCHS), 用于描述时间序列二阶矩和三阶矩的时变特征; Jondeau 和 Rockinger^[11]、Leon 等^[12] 提出自回归条件方差—偏度—峰度模型 (GARCHSK), 用于同时描述时间序列二阶矩、三阶矩、四阶矩的时变特征. 上述研究都得出了高阶矩与二阶矩一样都具有波动持续性的结论, 但所

① 收稿日期: 2010-11-24; 修订日期: 2011-05-25.

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (71101119); 中央高校基本科研业务费专项资金资助项目 (JBK120208).

作者简介: 王 鹏 (1981—), 男, 山东宁阳人, 讲师. Email: wangpenging@gmail.com

提出的波动模型都没有考虑高阶矩的杠杆效应。为了解决这一问题,许启发^[13]通过将能刻画波动杠杆效应的 NAGARCH 模型向三阶矩和四阶矩扩展,提出了 NAGARCHSK 模型。最近,王鹏等^[14]又将极具结构优势的 GJR 模型向三阶矩和四阶矩推广,提出了 GJRSK 模型,并运用样本外预测方法和 3 种中位数损失函数发现,GJRSK 模型具有比其它时变高阶矩波动模型更强的预测能力。

需要指出的是,时变高阶矩波动效应的存在对于有效的风险管理活动而言,具有极其重要的理论和现实意义。以峰度为例,较大峰度会导致收益极端值出现的概率更大。如果风险测度没有考虑到峰度系数的时变效应,而是像传统的波动率测度方法那样,认为峰度系数始终为常数的话,那么在连续的大幅度冲击下,金融机构发生破产危机的可能性将会显著增加。因此,精确和可靠的风险测度方法必须综合考虑二阶矩和高阶矩的时变特征,否则就无法为后续的风险管理活动提供准确的决策依据。

然而,由于时变高阶矩波动性研究在国际上还处于起步阶段,因此尽管在高阶矩建模方面已经取得了上述诸多有价值的研究成果,但专门探讨这些模型在风险管理领域中应用效果的文献还不多见。有限的研究中,Bali 等^[15]以 CRSP 价值加权指数(CRSP value-weighted index)为例,计算了基于时变高阶矩波动模型的风险价值(value at risk, VaR),并通过非条件覆盖检验(unconditional coverage test)等方法,得出了时变高阶矩波动模型具有良好的风险测度效果的结论;但 Dark^[16]针对 8 种不同金融价格序列的研究却发现,时变高阶矩波动模型的 VaR 估计精度远远低于基于正态分布的普通非对称条件方差模型。因此,基于将 GARCH 模型向高阶矩扩展的建模思路是否能够更为精准的风险估计提供帮助,仍然是没有取得一致结论的重要问题。

基于以上认识,本文的研究目的在于:以新兴

资本市场和成熟资本市场中的代表性股价指数为例,在 2 种不同的风险测度标准下,考察时变高阶矩波动模型在市场风险估计和描述方面的适用范围及精确程度,并与常数高阶矩波动模型下的相关结果作实证对比研究。

与 Bali 等^[15]和 Dark^[16]的研究相比,本文的研究特色体现在:1) 文献[15]和[16]的研究对时变高阶矩波动模型的考察是在风险价值 VaR 测度下进行的,而 VaR 本身所具有的忽略极端尾部风险状况、不满足次可加性^②(sub-additivity)等缺陷,使得 Robert 和 Hong^[18]、Abderrahim^[19]、Lennart 和 Herman^[20]等学者在最近的研究中都曾建议,更具价值的风险度量精度比较分析应当在另外一种更具理论优势的风险测度——ES(excepted shortfall)测度下展开。因此,本文同时在 VaR 和 ES 两种测度下对时变高阶矩波动模型的风险测度效果进行检验,以使所得结论更加可靠;2) Bali 等和 Dark 只研究了多头头寸(long position)的风险状况,但没有对空头头寸所面临的市场风险进行考察。实际上,由于金融资产的收益分布普遍具有非对称特性,所以即使交易的是相同标的资产的金融衍生产品(如期货和期权等),投资者持有的多头头寸和空头头寸也会具有显著不同的风险测度值。这也就是说,对非对称收益分布的左右尾部分别加以考察将具有非常重要的现实意义^③。因此,本文将在多头和空头两种不同头寸下分别检验时变高阶矩波动模型风险测度的有效性;3) Bali 等和 Dark 的研究基于成熟资本市场,而相关研究结论在中国股市这样的新兴资本市场上是否依然成立,以及上述诸多时变高阶矩波动模型在中国股票市场上的风险测度效果如何,目前尚无文献讨论。因此,本文所选用的样本数据,除了包括来自美国、日本、德国等成熟资本市场的股价指数外,还包括我国股市的代表性指数(沪深 300),从而可以开展时变高阶矩波动模型在不同类型资本市场中实证表现的比较研究。

② 简言之,次可加性是指由 N 种资产构成的投资组合的风险测度值应小于(等于) N 种资产各自风险测度值之和,即良好的风险测度应符合“风险分散原理”,但 VaR 并不总是满足该性质。详细讨论请见文献[17]。

③ 在我国股市推出基于沪深 300 指数的股指期货产品后,对于满足入市门槛条件的投资者来说,可以通过建立空头头寸以在市场下跌中获利。因此,对沪深 300 指数收益分布的右尾部(空头损失)进行考察具有前所未有的重要现实意义。本文所选择的 4 种重要股价指数中即包含沪深 300 指数,因此相关研究结论可以为中国股指期货投资者(特别是空头方)开展有效的风险测度及管理活动提供重要参考。

1 数据

本文所采用的4种有代表性的股价指数分别是: 沪深300指数(简记为HS300)、标准普尔500指数(简记为S&P500)、日经225指数(简记为NIKKEI)和法兰克福DAX指数(简记为DAX)。各指数的每日收盘价记为 $P_t, t = 1, 2, \dots, N$ 。为方便比较4种指数的样本区间都选择为2005-04-08(沪深300指数发布日)~2009-12-31, 每种指数约有1200个样本点。数据来源于Wind资讯。

首先, 定义每日收益率 r_t 为

$$r_t = 100(\ln P_t - \ln P_{t-1}) \quad (1)$$

其次, 为了对4种指数收益高阶矩的时变波动情况有初步了解, 将每种指数的整体样本区间划分为9个小区间, 其中第1个小区间包括2005-04-08~2005-12-31的数据, 之后的8个小区间均包括半年的数据。然后, 分别计算每个小区间内收益率数据的非条件标准差(unconditional standard deviation)、非条件偏度(unconditional skewness)和非条件峰度(unconditional kurtosis)将计算结果列于图1^④。

观察图1, 可以看到:

1) 与成熟资本市场相比, 作为典型新兴资本市场的中国股市波动幅度和极端值出现的频率更大。具体表现在图1大多数的小时间区间内, HS300指数收益的非条件标准差和非条件峰度都大于其它3种指数的对应值;

2) 随着时间的推移, 各国股市的波动率都大致呈现出先逐渐增加而后逐渐减小的态势, 其中在金融危机期间达到最大波动幅度。这集中表现为在非条件标准差图中(图1第1行)4种股价指数的非条件标准差在第6、7、8个小区间(2008-01-01~2009-06-30)的数值明显增大, 并且在这3个小区间内非条件峰度值(图1第3行)明显增大的现象也较为普遍, 反映了金融危机期间各国股市均出现过不同程度的剧烈震荡;

3) 除了标准差外4种股价指数的非条件偏度和非条件峰度都展现出了较为明显的时变特征, 这一点可以通过观察图1中第2行的非条件偏度和第3行的非条件峰度在各小区间内的结果均有较大差异得出;

4) 4种指数的价格变化都具有较为明显的波动杠杆效应, 这表现在图1第2行的非条件偏度计算结果中4种指数负收益出现的频次和幅度均大于正收益。另外, 沪深300指数收益非条件偏度的负值幅度明显大于其它3种指数中的情况。

2 波动模型及估计

2.1 常数高阶矩波动模型

GARCH族模型是当前金融计量研究中运用最为广泛的波动模型, 其主要内容在于为收益率的条件二阶矩(方差)建模。如前所述, 由于在GARCH族模型中, 收益率的高阶矩参数被设定为常数, 因此从波动模型的矩属性来看, GARCH族模型又可以被称为“常数高阶矩波动模型”。

按照Bollerslev^[1]的定义, 最常用的GARCH(1, 1)模型可以表示为

$$\begin{cases} r_t = \mu_t + \varepsilon_t = \mu_t + h_t^{1/2} z_t; z_t \sim NID(0, 1) \\ h_t = \beta_0 + \beta_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \beta_2 h_{t-1} \end{cases} \quad (2)$$

式中 μ_t 为收益率的条件均值, 由于绝大多数金融收益的均值相对于其条件标准差 $h_t^{1/2}$ 来说都非常小, 因此本文假定其为零, 并假定新生量(innovation) z_t 服从标准正态分布^⑤。

除普通GARCH模型外, 继续考虑另外两种能够刻画股价“杠杆效应”的非对称GARCH模型, GJR模型和NAGARCH模型。其中, 常用的GJR(1, 1)模型中的条件方差方程可以表示为^[2]

$$h_t = \beta_0 + \beta_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \beta_2 h_{t-1} + \beta_3 \psi_{t-1} \varepsilon_{t-1}^2 \quad (3)$$

式中 ψ_{t-1} 为一哑变量(dummy variable), 即当 $\varepsilon_{t-1} < 0$ 时 $\psi_{t-1} = 1$, 否则 $\psi_{t-1} = 0$ 。在该模型中, 消息对股价的正干扰为 β_1 , 对股价的负干扰为

④ 第1个小区间的数据比后面8个小区间的数据稍多一些, 这主要是出于小区间划分及结果考察方便的考虑。由于所考察的小区间共有9个, 并且这里的主要目的在于对非条件高阶矩的时间变化特征进行初步检验, 因此对相关研究结论不会产生定性的影响。

⑤ 限于篇幅, 本文只讨论了假定新生量 z_t 服从正态分布的情况, 当然还可以推广到假定其服从具有胖尾特征的 t 分布、广义误差分布(general error distribution)等情况。

$(\beta_1 + \beta_3)$.

NAGARCH(1,1) 模型中的条件方差方程^[3]为

$$h_t = \beta_0 + \beta_1 (\varepsilon_{t-1} + \beta_3 h_{t-1}^{1/2})^2 + \beta_2 h_{t-1} \quad (4)$$

GJR 模型和 NAGARCH 模型中的 β_3 被称为“杠杆效应系数”(leverage effect coefficient).

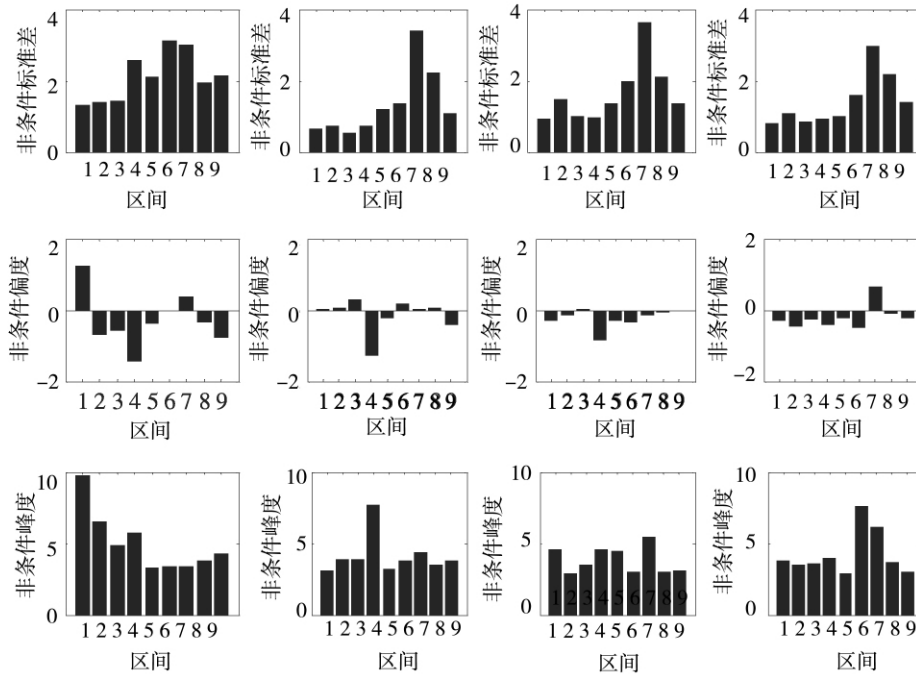


图1 4种股价指数的分阶段非条件标准差、非条件偏度和非条件峰度

Fig. 1 Unconditional standard deviation, unconditional skewness and unconditional kurtosis of four stock indexes

2.2 时变高阶矩波动模型

如本文第1节所述, 现有的高阶矩波动模型主要有以下4种: GARCHS 模型、GARCHSK 模型、NAGARCHSK 模型和 GJRSK 模型. 其中, NAGARCHSK 模型可以表示为^[13]

$$\begin{cases} r_t = \mu_t + \varepsilon_t = \mu_t + h_t^{1/2} z_t \\ h_t = \beta_0 + \sum_{i=1}^{q_1} \beta_{1i} (\varepsilon_{t-i} + \beta_{3i} h_{t-i}^{1/2})^2 + \sum_{j=1}^{p_1} \beta_{2j} h_{t-j} \\ s_t = \gamma_0 + \sum_{i=1}^{q_2} \gamma_{1i} (z_{t-i} + \gamma_{3i} s_{t-i}^{1/3})^3 + \sum_{j=1}^{p_2} \gamma_{2j} s_{t-j} \\ k_t = \delta_0 + \sum_{i=1}^{q_3} \delta_{1i} (z_{t-i} + \delta_{3i} k_{t-i}^{1/4})^4 + \sum_{j=1}^{p_3} \delta_{2j} k_{t-j} \end{cases} \quad (5)$$

式中 $\varepsilon_t | I_{t-1} \sim D(0, h_t, s_t, k_t)$ 且 I_{t-1} 为 $t-1$ 时刻的信息集 $D(0, h_t, s_t, k_t)$ 为包含均值、方差、偏度和峰度的任一分布; s_t 为条件偏度(conditional skewness); k_t 为条件峰度(conditional kurtosis); $\beta_{3i}, \gamma_{3i}, \delta_{3i}$ 分别为条件方差方程、条件偏度方程、条件峰度方程中的杠杆效应系数.

另一种可以用于刻画高阶矩波动杠杆效应的是 GJRSK 模型, 其具体形式为^[14]

$$\begin{cases} r_t = \mu_t + \varepsilon_t = \mu_t + h_t^{1/2} z_t \\ h_t = \beta_0 + \sum_{i=1}^{q_1} (\beta_{1i} \varepsilon_{t-i}^2 + \beta_{3i} \varepsilon_{t-i}^2 \psi_{t-1i}) + \sum_{j=1}^{p_1} \beta_{2j} h_{t-j} \\ s_t = \gamma_0 + \sum_{i=1}^{q_2} (\gamma_{1i} z_{t-i}^3 + \gamma_{3i} z_{t-i}^3 \psi_{t-1i}) + \sum_{j=1}^{p_2} \gamma_{2j} s_{t-j} \\ k_t = \delta_0 + \sum_{i=1}^{q_3} (\delta_{1i} z_{t-i}^4 + \delta_{3i} z_{t-i}^4 \psi_{t-1i}) + \sum_{j=1}^{p_3} \delta_{2j} k_{t-j} \end{cases} \quad (6)$$

式中 ψ_{t-1} 同样为一哑变量, 含义与 GJR 模型中一致, 其余各符号的含义与式(5)中 NAGARCH 模型一致, 不再赘述.

在 NAGARCHSK 模型和 GJRSK 模型中, 当杠杆效应系数全部为 0, 即 $\beta_{3i} = \gamma_{3i} = \delta_{3i} = 0$ 时, NAGARCHSK 模型便退化为 GARCHSK 模型^[11-12]; 此时若再有 $\delta_0 = \delta_{1i} = \delta_{2j} = \delta_{3i} = 0$, 即不存在峰度方程时, NAGARCHSK 模型便进一步退化为 GARCHS 模型^[10].

需要指出的是,在对上述4种时变高阶矩波动模型(GARCHS、GARCHSK、NAGARCHSK、GJRSK)进行估计时,最常用的方法是使用正态分布密度函数的Gram-Charlier序列展开(在三阶矩或四阶矩的时候截断),作为 z_t 的条件密度函数,然后采用极大似然法获得对模型参数的估计值。然而,由于模型本身存在高度的非线性,所以在对模型进行极大似然估计时,初始值的选取非常重要。为准确确定参数初始值,对上述4种模型可以采用“从简单模型到复杂模型”的方法来进行^[11-14],具体步骤如下:

1) 先估计均值方程,然后将得到的参数估计值作为均值方程参数的初始值,再联合估计均值方程和方差方程;

2) 将上面联合估计所得的估计值作为均值方程和方差方程中参数估计的初始值,再联合估计均值方程、方差方程和偏度方程。至此,已可以估计出GARCHS模型的初始值,而对于GARCHSK和NAGARCHSK模型,仍需进行下一步骤;

3) 将上一次联合估计所得的均值方程、方差方程、偏度方程的参数估计值作为初始值,实现对均值方程、方差方程、偏度方程、峰度方程的联合

估计。

2.3 波动模型的参数估计及诊断检验结果

依据文献[11-14]中的建议,将GARCHS、GARCHSK、NAGARCHSK和GJRSK等4种波动模型的阶数确定为 $p_1 = q_1 = p_2 = q_2 = p_3 = q_3 = 1$,即本文所考察的高阶矩波动模型均为一阶。

按照“从简单模型到复杂模型”的估计步骤,对基于不同股价指数的4种时变高阶矩波动模型和3种常数高阶矩波动(GARCH、NAGARCH、GJR)模型进行估计。限于篇幅,表1中只报告了针对GJRSK模型的参数估计和诊断检验结果。

由表1中GJRSK模型的估计结果可以看出,同二阶矩一样,4种股价指数收益的高阶矩波动均表现出了非常明显的聚集性特征,这表现为偏度持续性系数 γ_2 和峰度持续性系数 δ_2 在4种股价指数中都具有较高的显著性。另外,杠杆效应系数 γ_3 和 δ_3 的普遍显著性还说明4种股价指数的高阶矩波动也具有非常明显的杠杆效应。最后, $Q(7)$ 统计量及其显著性检验结果表明,一阶GJRSK模型较好地实现了对4种指数日收益率序列二阶矩和高阶矩波动特征的联合刻画。基于其它三种时变高阶矩波动模型参数估计和诊断检验结果的结论与此类似。

表1 股价指数的GJRSK模型估计和诊断检验结果

Table 1 Results of estimation and diagnostic test to GJR model of four stock indexes

	HS300	S&P500	NIKKEI	DAX
β_0	0.024 (0.000)	0.008 (0.000)	0.026 (0.000)	0.014 (0.000)
β_1	0.053 (0.000)	0.029 (0.000)	0.017 (0.000)	-0.052 (0.000)
β_2	0.915 (0.000)	0.929 (0.000)	0.896 (0.000)	0.923 (0.000)
β_3	0.030 (0.000)	0.181 (0.000)	0.109 (0.000)	0.215 (0.000)
γ_0	-0.033 (0.013)	-0.013 (0.397)	0.057 (0.021)	-0.003 (0.937)
γ_1	0.015 (0.039)	0.030 (0.050)	0.018 (0.126)	0.053 (0.016)
γ_2	0.597 (0.000)	0.621 (0.000)	0.570 (0.000)	0.265 (0.044)
γ_3	0.081 (0.000)	0.063 (0.006)	0.040 (0.004)	0.005 (0.058)
δ_0	1.094 (0.000)	1.026 (0.000)	1.450 (0.000)	1.274 (0.000)
δ_1	0.010 (0.037)	0.034 (0.016)	0.035 (0.022)	0.077 (0.000)
δ_2	0.476 (0.000)	0.533 (0.000)	0.376 (0.000)	0.413 (0.000)
δ_3	0.072 (0.000)	0.032 (0.031)	0.024 (0.092)	0.036 (0.047)
$\ln L$	-1 482.795	-703.878	-1 006.235	-922.746
$Q(7)$	11.153 (0.132)	9.865 (0.196)	11.641 (0.113)	9.737 (0.204)

注:表中数字为4种股价指数日收益率波动的一阶GJRSK模型估计结果;括号中数字是各检验的显著性 p 值; $\ln L$ 是对数极大似然估计值, $Q(7)$ 是残差序列的Ljung-Box $Q(7)$ 统计量^⑥。

⑥ 需要指出的是,关于Ljung-Box $Q(m)$ 统计量中的 m 究竟应该取何值,目前计量经济学界仍没有一致结论,因此在众多实证文献中 m 取值的随意性较大。这里采用Tsay^[21]的建议,取 $m \approx \ln(N)$,其中 N 为样本容量。考虑到4种股价指数都约有1 200个样本点,故令 $N = 1 200$,即 $m \approx 7$ 。

3 VaR 测度值的计算及后验分析

根据对第 2 节中 7 种波动模型 (GARCH、NAGARCH、GJR、GARCHS、GJRSK、GARCHSK、NAGARCHSK) 的估计, 可以计算在各种不同模型假定下 4 种指数收益的风险测度值, 并通过严谨的后验分析 (backtesting) 来对比检验各类模型的适用范围和精确程度. 本节首先开展 VaR 测度值的计算及后验分析研究.

文中 t 时刻 q 分位数下的 VaR 定义为

$$VaR_t^q = z_q h_t^{1/2} \quad (7)$$

式中 z_q 为所要考察的金融收益分布的 q 损失分位数. 对于多头头寸 q 应取左尾分位数; 对于空头头寸 q 应取右尾分位数. 为保证研究结论的可靠性, 本文将多头头寸分位数分别取为 10%、5%、2.5%、1%、0.5%, 对应的空头头寸分位数分别为 90%、95%、97.5%、99%、99.5%.

式 (7) 中的条件方差 h_t 可以通过对前述 7 种不同波动模型的估计得出. 对于分位数 z_q , 由于在常数高阶矩波动模型中假定新生量服从标准正态分布 (见式 (2)), 所以在估计基于常数高阶矩波动模型的 VaR 时, 可以令 z_q 等于标准正态分布下的分位数. 然而, 在估计基于时变高阶矩波动模型的 VaR 时, 需要将式 (5) 中的 $D(0, h_t, s_t, k_t)$ 具体化以求得相应的分位数 z_q . 为了将常数高阶矩波动模型中所使用的收益率分布形式与时变高阶矩波动模型下的分布形式纳入统一的框架内, 这里将 $D(0, h_t, s_t, k_t)$ 设定为时变高阶矩波动模型实证研究^[12-14] 中常用的 Gram-Charlier 扩展分布 (简记为 GCE). GCE 分布的密度函数来自于对标准正态分布密度函数的 Taylor 展开并且在四阶矩处截断, 从而可以将条件偏度和条件峰度直接作为参数包含在密度函数中.

具体来讲, 新生量 $\eta_t = \varepsilon_t h^{-1/2}$ 的 GCE 密度函数形式可以表示为^[12-14]

$$GCE(z_t | I_{t-1}) = \varphi(z_t) \times \left(1 + \frac{s_t}{3!} (z_t^3 - 3z_t) + \frac{k_t - 3}{4!} (z_t^4 - 6z_t^2 + 3) \right) \quad (8)$$

式中 $\varphi(\cdot)$ 是标准正态分布的概率密度函数. 特

别的, 当 $s_t = 0$ 和 $k_t = 3$ 时, 式 (8) 即退化为标准正态分布密度函数, 即在常数高阶矩波动模型中所假定的标准正态分布是 GCE 分布的特例 (偏度和峰度均为静态且 $s_t = 0, k_t = 3$). 为了更为清晰地观察标准正态分布与 GCE 分布之间的关系, 图 2 给出了标准正态分布密度与几种 GCE 分布密度之间的对比关系. 由图 2 可以看出, 当 $s_t = 0$ 时, GCE 密度仍为对称分布; 当 $s_t > 0$ ($s_t < 0$) 时, GCE 密度为右偏 (左偏) 分布; 当 $k_t > 3$ 时, GCE 密度比标准正态密度具有更高的峰和更厚的尾部.

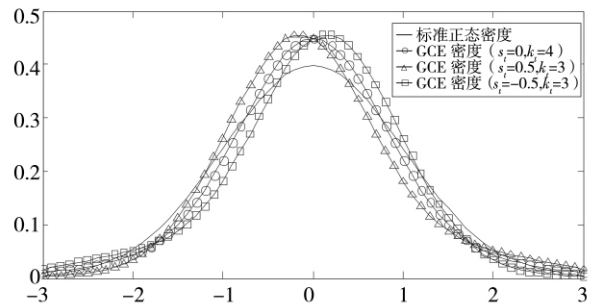


图 2 标准正态密度与 GCE 密度

Fig. 2 Density of standard normal distribution and GCE distribution

在时变高阶矩波动模型中, 每一天的偏度 s_t 和峰度 k_t 均可通过 GARCHS、GARCHSK、NAGARCHSK、GJRSK 估计得出 (GARCHS 模型中的 k_t 仍为静态且取值为 3), 然后通过式 (8) 确定对应 GCE 分布的分位数, 并最终通过式 (7) 得到基于时变高阶矩波动模型的 VaR 值. 可以看出, 与常数高阶矩波动模型只利用了时变方差信息不同的是, 这里基于时变高阶矩波动模型的 VaR 估计过程综合利用了时变方差、时变偏度、时变峰度的信息.

需要指出的是, 在对 VaR 进行 Backtesting 分析时, 最重要的出发点应该是对失败率是否准确进行检测. Kupiec^[22] 提出了对 VaR 失败率是否准确的非条件覆盖检验, 具体操作步骤包括:

首先, 在分位数水平 q 下定义以下的“碰撞序列” (hit sequence)

$$Hit_t = \begin{cases} 1 & \text{若 } r_t < -VaR_t \\ 0 & \text{若 } r_t \geq -VaR_t \end{cases} \quad (9)$$

如果用于计算 q 分位数水平下 VaR 的波动模型足够准确的话, 则该“碰撞序列”应该服从概率

为 q 的伯努利 (Bernoulli) 分布, 即可定义如下零假设

$$H_0: Hit_t \sim Bernoulli(q) \quad (10)$$

依据概率论知识, 可以写出一个服从 Bernoulli(q) 分布的似然函数 $L(q)$

$$L(q) = \prod_{t=1}^T (1-q)^{1-Hit_t} q^{Hit_t} = (1-q)^{T_0} q^{T_1} \quad (11)$$

式中 T 为碰撞序列的总长度; T_1 是序列当中取值为 1 的发生个数总和; T_0 是序列当中取值为 0 的发生个数总和. Kupiec^[22] 的研究表明, 如果式 (10) 所示的零假设是正确的话, 则可以证明以下的似然函数比 (likelihood ratio, LR) 满足

$$LR = -2 \ln \frac{(1-q)^{T_0} q^{T_1}}{(1 - T_1/T)^{T_0} (T_1/T)^{T_1}} \sim \chi_1^2 \quad (12)$$

也就是说, 在分位数水平 q 上, 如果所计算的 LR 统计量大于该水平上自由度为 1 的 χ^2 分布的临界值的话, 则应该拒绝原假设 H_0 ; 反之, 则应该接受原假设, 即认为所采用的波动率模型是足够准确的。

进一步来讲, 为了定量比较不同波动模型的 VaR 测度精度, 在考虑拒绝还是接受原假设 H_0 时, 所采用的定量判断标准是对比相应非条件覆盖检验的显著性 p 值. 也就是说, 如果对由某一波动模型所计算的 VaR 值的检验 p 值越大, 则说明越不能拒绝原假设 H_0 , 即表明该波动模型的 VaR 测度精度越高。

表 2 和表 3 分别报告了多头头寸和空头头寸 VaR 失败率的非条件覆盖检验结果。

表 2 多头头寸 VaR 失败率的非条件覆盖检验结果

Table 2 Results of unconditional coverage test of VaR failure rate for long position

	q (%)	GARCH	NAGARCH	GJR	GARCHS	GARCHSK	NAGARCHSK	GJRSK
HS300	10	0.244	0.244	0.244	0.078	0.048	0.295	0.132
	5	0.877	0.877	0.877	0.028	0.200	0.158	0.158
	2.5	0.032	0.048	0.021	0.053	0.224	0.458	0.338
	1	0.006	0.003	0.003	0.085	0.186	0.190	0.076
	0.5	0.004	0.004	0.004	0.028	0.143	0.057	0.008
S&P500	10	0.429	0.620	0.553	0.316	0.171	0.003	0.084
	5	0.271	0.220	0.176	0.071	0.218	0.585	0.363
	2.5	0.001	0.014	0.021	0.379	0.124	0.236	0.014
	1	0.000	0.000	0.001	0.230	0.247	0.061	0.195
	0.5	0.005	0.001	0.012	0.025	0.270	0.156	0.313
NIKKEI	10	0.334	0.178	0.438	0.032	0.133	0.087	0.438
	5	0.090	0.052	0.028	0.150	0.215	0.346	0.284
	2.5	0.022	0.033	0.074	0.023	0.083	0.154	0.178
	1	0.046	0.136	0.136	0.006	0.086	0.314	0.022
	0.5	0.024	0.054	0.054	0.111	0.074	0.290	0.000
DAX	10	0.750	0.586	0.946	0.351	0.041	0.104	0.396
	5	0.373	0.309	0.309	0.104	0.197	0.127	0.480
	2.5	0.217	0.478	0.217	0.217	0.397	0.176	0.028
	1	0.063	0.035	0.019	0.102	0.034	0.010	0.311
	0.5	0.031	0.031	0.005	0.189	0.050	0.102	0.293

注: 表中数据为多头头寸非条件覆盖检验的显著性 p 值. p 值越大, 表明由该模型计算的 VaR 精确度越高。

表 3 空头头寸 VaR 失败率的非条件覆盖检验结果

Table 3 Results of unconditional coverage test of VaR failure rate for short position

	$q(\%)$	GARCH	NAGARCH	GJR	GARCHS	GARCHSK	NAGARCHSK	GJRSK
HS300	90	0.446	0.388	0.388	0.204	0.131	0.151	0.476
	95	0.346	0.422	0.221	0.076	0.441	0.183	0.464
	97.5	0.449	0.449	0.449	0.018	0.358	0.184	0.386
	99	0.865	0.865	0.865	0.261	0.051	0.04	0.514
	99.5	0.383	0.624	0.383	0.558	0.755	0.394	0.301
S&P500	90	0.235	0.028	0.028	0.278	0.395	0.484	0.25
	95	0.148	0.113	0.244	0.204	0.561	0.717	0.389
	97.5	0.474	0.018	0.086	0.119	0.185	0.587	0.348
	99	0.567	0.121	0.121	0.107	0.203	0.125	0.113
	99.5	0.676	0.059	0.179	0.244	0.494	0.609	0.788
NIKKEI	90	0.694	0.429	0.429	0.075	0.432	0.643	0.532
	95	0.035	0.411	0.893	0.032	0.154	0.591	0.784
	97.5	0.073	0.169	0.073	0.158	0.317	0.793	0.251
	99	0.028	0.000	0.002	0.351	0.064	0.498	0.064
	99.5	0.013	0.001	0.001	0.275	0.853	0.198	0.642
DAX	90	0.134	0.366	0.479	0.069	0.184	0.155	0.412
	95	0.579	0.335	0.214	0.496	0.104	0.335	0.173
	97.5	0.335	0.335	0.245	0.207	0.228	0.242	0.373
	99	0.214	0.021	0.053	0.274	0.344	0.035	0.503
	99.5	0.440	0.056	0.011	0.042	0.403	0.223	0.425

注:表中数据为空头头寸非条件覆盖检验的显著性 p 值。 p 值越大,表明由该模型计算的 VaR 精确度越高。

观察表 2 和表 3 中的 Backtesting 检验结果可以发现:

1) 在 3 种常数高阶矩波动模型中,总体来讲,普通 GARCH 模型取得了较其它两种模型更高的 VaR 计算精度.这表现为在基于 GARCH 模型的 Backtesting 检验结果中,只有少数几组检验拒绝了 GARCH 模型的 VaR 估计结果(如 4 种指数多头 VaR 检验中的 1% 和 0.5% 水平).需要注意的是,几组被拒绝的估计结果大都集中在多头 VaR 的高水平分位数上.这说明,尽管大部分的市场正常波动状况都可以用普通 GARCH 模型进行描述,但却无法对市场大幅波动所带来的极端损失(特别是多头损失,即收益分布的左尾状况)提供良好刻画.

2) 通过比较常数高阶矩波动模型(GARCH、NAGARCH、GJR)与时变高阶矩波动模型(GARCH、GARCHSK、NAGARCHSK、GJRSK)的检验结果可以发现,时变高阶矩模型不仅能够较

好地刻画 4 种股价指数收益率的整体动力学特征(见表 1 的模型估计结果)而且总体来讲,它对 4 种股价指数 VaR 测度的估计精确度也明显优于常数高阶矩模型.这具体表现在如果采用常用的 5% 或 10% 的检验水平,时变高阶矩波动模型的估计结果中未能通过检验的次数远小于常数高阶矩波动模型估计结果中未能通过检验的次数.

3) 王鹏等^[14]的研究表明 GJRSK 模型具有比其它高阶矩波动模型更强的波动率预测能力.这一结论在表 2 和表 3 的 LR 检验结果中也有一定反映,通过定量比较 3 种时变高阶矩波动模型(GARCHSK、NAGARCHSK、GJRSK)的 Backtesting 检验 p 值可以看出,在大多数情况下 GJRSK 模型展现出了优于其它两种模型的 VaR 估计精度.

4 ES 测度值的计算及后验分析

ES 测度的理论定义为^[17, 23]

$$ES_t^q = -E_{t-1}(r_t | r_t < -Var_t^q) \quad (13)$$

以多头头寸为例 q 分位数下 ES 测度的估计步骤如下^[24]:

1) 将区间 $(0, q)$ 作 M 等分, 从而得到 M 个长度为 q/M 的小区间和包括 q 在内的共 M 个分位数 $(q/M, 2q/M, \dots, q)$;

2) 利用公式 (7), 求出 M 个分位数水平下的 VaR 序列 $(VaR_t^{q/M}, VaR_t^{2q/M}, \dots, VaR_t^q)$, 其中 $h_t^{1/2}$ 可由第 2 节中的各种波动模型估计得到;

3) 求取上述 M 个不同分位数水平下 VaR 的算术平均值, 即可得到 q 分位数下的 ES 风险测度值, 即 ES_t^q 表示为

$$ES_t^q = \frac{\sum_{i=q/M}^q VaR_t^i}{M} \quad (14)$$

对于空头头寸, 由于所考察的是收益分布的右尾情况, 故只需将区间 $(0, q)$ 替换为 $(1 - q, 1)$ 即可.

由上述对 ES 测度的理论描述可以看出, 该测度与 VaR 测度有着非常密切的联系, 主要表现在: 1) ES 测度定义为损失超过 VaR 的期望值, 因此在估计某天的 ES 值时, 必须首先计算出该天对应分位数的 VaR 值, 也就是说, VaR 值估计的准确与否直接影响到 ES 测度的准确性, 因此预计, 如果某一类波动模型在对 VaR 的估计中表现不好, 那么极有可能也无法取得较为优异的 ES 估计效果; 2) 与 VaR 不同的是, ES 是指损失超出 VaR 时收益率的条件期望值, 所以 ES 所度量的风险较 VaR 更为“极端”. 对于相同的 t 和 q , ES 的估计值

一定大于相应 VaR 的估计值. 从确定金融机构资本金的角度看, 这一关系意味着由 ES 测度所确定的资本金数量大于基于 VaR 测度的资本金数量; 3) Artzner 等^[17, 23] 曾明确指出, VaR 测度的严重缺陷在于其并非永远满足“次可加性”, 亦即资产组合的 VaR 值甚至有可能大于构成组合每项资产的 VaR 值之和, 这一缺陷显然与“风险分散化”原理相悖, 而 ES 测度对于“次可加性”的满足使其成为真正的“一致性风险测度”(coherent risk measurement).

正是由于 VaR 和 ES 具有以上密切关系, 因此在考察某一风险测度计算模型(如本文中时变高阶矩波动模型)的实际效果时, 不仅应该出于 VaR 在实务界中的广泛应用而考察其对 VaR 的测度效果, 还应该出于 ES 具有更优良的理论性质和对极端风险的考察视角而检验其在 ES 估计中的实证表现.

McNeil 和 Frey^[24] 提出了基于自举法(Bootstrap)的 ES 后验分析方法. 首先, 需要考虑如下形式的超出残差(exceedance residuals)

$$y_t = \frac{x_t - ES_t^q}{h_t^{1/2}} \quad (15)$$

式中 x_t 是损失超出 VaR 值的日收益率 r_t .

由于这里的 ES 后验分析过程基于超出残差 y_t , 故首先按照上述步骤, 继续计算了 4 种指数的多头头寸和空头头寸在 5 种不同分位数水平下的超出残差序列 y_t . 图 3 是以 5% 分位数水平为例, 报告了 HS300 指数基于 7 种不同波动模型的多头 y_t 序列.

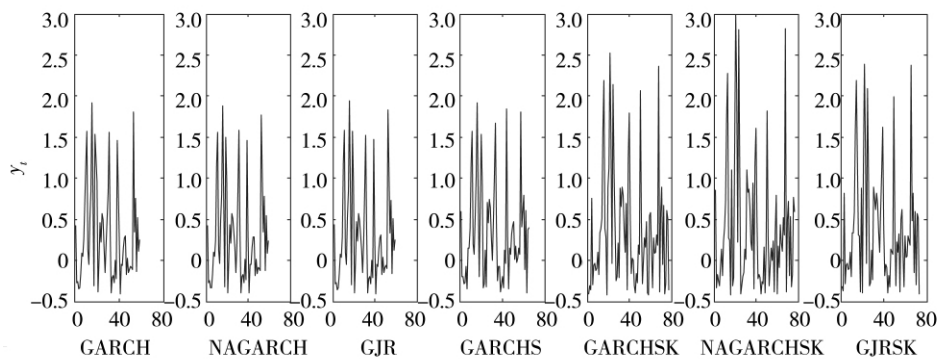


图 3 5% 分位数下 HS300 指数的多头超出残差序列

Fig. 3 Exceedance residuals of long position of HS300 index under 5% percentile

由图 3 可以看出, 超出残差序列 y_t 在经验上并不具有系统的变化模式, 同时正值出现的频率

和绝对值大小远大于负值的情况, 即 y_t 具有右偏经验分布.

文献[24]指出,在正确指定股票价格所服从的波动模型的前提下,所得到的超出残差序列 y_t 应该具有与独立同分布样本 (independent and identical distribution sample) 类似的动力学行为,并且更重要的是,由于 ES 度量了损失超过 VaR 时收益率的条件期望值,因此如果估计 ES 时所使用的波动模型足够准确的话,超出残差 y_t 还应具有零均值,即 $\mu_y = 0$ 。

然而,普通的假设检验方法并不适用于这里对 $\mu_y = 0$ 的检验,原因在于:1) 当实际损失超出 VaR 时,收益率的条件期望值经常被 ES 低估,导致 y_t 经常呈现明显的右偏分布(这一点已由图 3 的直观表象得到证实);2) 由于 y_t 序列所包含的样本点个数严重依赖于预先指定的分位数 q ,所以在较高分位数水平上 y_t 中的样本点总数经常无法满足一般假设检验的需要。

为了解决这一问题,McNeil 和 Frey^[24] 建议采用 Bootstrap 方法实现对 $\mu_y = 0$ 的假设检验。对于某一特定的超出残差序列,这一方法的具体过程如下。

1) 设该超出残差序列共包含 l 个样本点,则首先由式

$$l_t = y_t - \bar{y} \quad (16)$$

产生一个由超出残差序列中每一个样本值 y_t 与其均值 \bar{y} 的离差所构成的新序列 $l_t (t = 1, 2, \dots, l)$, 并将其称为初始样本 (initial sample);

2) 由初始样本计算下述检验统计量值 $t(l)$

$$t(l) = \frac{\bar{l}}{\text{std}(l)} \quad (17)$$

式中 \bar{l} 为初始样本的平均值; $\text{std}(l)$ 为其标准差。

3) 为了获得检验统计量 $t(l)$ 的分布状况及其显著性 p 值,需要产生 l 个范围在 $\{1, 2, \dots, l\}$ 之内的服从均匀分布 (uniform distribution) 的随机数,并按照每一个随机数所指定的位置,在 l_t 中找出对应的样本点,构成一个新的样本,即该样本是从初始 l_t 样本中随机抽样获得的;

4) 重复这样的过程 B 次,则可以产生 B 个来自初始样本的新 Bootstrap 样本。在本文的实证研究中,令 $B = 1\ 000$;

5) 对于每一个 Bootstrap 样本,均运用式(17)求取其检验统计量 $t(l)$,并分别记为 $\{t_1(l), t_2(l), \dots, t_B(l)\}$,同时将由初始样本计算的 $t(l)$ 记为 $t_0(l)$ 。至此,获得了检验统计量 $t(l)$ 的经验分布;

6) 由于 y_t 经常呈现明显的右偏分布,所以检验的备择假设 (alternative hypothesis) 应为 $\mu_y > 0$,即该检验为拒绝域位于右尾的单尾检验。因此,计算出 $\{t_1(l), t_2(l), \dots, t_B(l)\}$ 中大于 $t_0(l)$ 的数值所占的比例,这一比例即是用于检验 $\mu_y = 0$ 的显著性 p 值^[24]。 p 值越大,越不能拒绝原假设 $\mu_y = 0$,即认为该波动模型对 ES 的估计精度越高。

按照以上步骤,对 7 种波动模型在不同分位数水平下的 ES 估计精度进行了后验分析,并分别将多头头寸和空头头寸的结果列于表 4 和表 5 中。

观察表 4 和表 5 的实证结果,可以发现:

1) 各种波动模型在对 4 种股价指数多头头寸 ES 估计中的表现远远落后于其在空头头寸中的表现。这体现在表 4 中所进行的针对多头头寸 ES 的 Backtesting 检验 p 值普遍小于表 5 中所进行的针对空头头寸 ES 的 Backtesting 检验 p 值。另外,回顾对表 2 和表 3 结果的解读可以发现,这一现象在对 VaR 的估计中也有所体现(总体来讲,波动模型对 4 种股价指数空头 VaR 估计的精度要优于多头 VaR);

2) 全面观察表 4 和表 5 中的检验结果可以发现,即使采用较高的检验水平 (10%),绝大多数模型在不同分位数水平下的 Backtesting 检验 p 值也都大于这一水平。这也就是说,如果没有通过进一步的定量对比,而是随意选择一种波动模型的话,往往是可以顺利通过 Backtesting 检验的。但重要的是,在这些模型当中,通过定量比较其 p 值的大小,一些模型确实能够比其它模型更加精确地刻画真实市场的波动特征和风险状况。因此,要想得到准确的风险测度描述,则应该从尽可能大范围的波动模型中,通过比较其 Backtesting 检验的 p 值大小,从而筛选出最满意的模型方案;

3) 通过比较表 4 中 3 种常数高阶矩波动模型和 4 种时变高阶矩波动模型的 ES 后验分析结果可以看到,时变高阶矩波动模型所取得 Backtesting 检验 p 值普遍较常数高阶矩波动模型所取得 Backtesting 检验 p 值更高。这表明与 VaR 测度下的情况类似,时变高阶矩波动模型在对多头头寸 ES 测度的估计中再次取得了较常数高阶矩波动模型更优的估计结果。在表 5 中,尽管这一优势并不明显,但时变高阶矩波动模型还是取得了相当不错的空头头寸 ES 估计效果。

表 4 多头头寸 ES 的 backtesting 结果

Table 4 Results of backtesting ES for long position

股价指数	q (%)	GARCH	NAGARCH	GJR	GARCHS	GARCHSK	NAGARCHSK	GJRSK
HS300	10	0.101	0.001	0.000	0.002	0.075	0.257	0.145
	5	0.017	0.000	0.000	0.147	0.016	0.357	0.185
	2.5	0.101	0.001	0.003	0.020	0.207	0.060	0.326
	1	0.106	0.009	0.007	0.104	0.214	0.222	0.186
	0.5	0.008	0.011	0.011	0.184	0.165	0.143	0.301
S&P500	10	0.201	0.114	0.020	0.338	0.553	0.096	0.252
	5	0.100	0.007	0.017	0.254	0.136	0.095	0.176
	2.5	0.013	0.010	0.011	0.429	0.676	0.118	0.206
	1	0.060	0.022	0.025	0.157	0.101	0.067	0.047
	0.5	0.050	0.014	0.015	0.265	0.185	0.241	0.039
NIKKEI	10	0.102	0.216	0.001	0.098	0.335	0.032	0.147
	5	0.105	0.057	0.083	0.272	0.114	0.149	0.221
	2.5	0.169	0.060	0.039	0.255	0.046	0.195	0.029
	1	0.041	0.039	0.038	0.361	0.436	0.403	0.312
	0.5	0.061	0.039	0.003	0.346	0.024	0.030	0.172
DAX	10	0.101	0.010	0.003	0.292	0.312	0.263	0.696
	5	0.010	0.008	0.010	0.231	0.048	0.172	0.232
	2.5	0.007	0.002	0.003	0.098	0.299	0.448	0.111
	1	0.108	0.012	0.008	0.237	0.320	0.161	0.227
	0.5	0.040	0.007	0.013	0.095	0.016	0.182	0.250

注: 表中数据为多头头寸 ES 测度的 Backtesting 检验显著性 p 值。 p 值越大 表明由该模型计算的 ES 精确度越高。

表 5 空头头寸 ES 的 backtesting 结果

Table 5 Results of backtesting ES for short position

股价指数	q (%)	GARCH	NAGARCH	GJR	GARCHS	GARCHSK	NAGARCHSK	GJRSK
HS300	90	0.496	0.472	0.495	0.288	0.702	0.590	0.467
	95	0.291	0.314	0.237	0.313	0.207	0.602	0.427
	97.5	0.229	0.233	0.249	0.061	0.857	0.966	0.694
	99	0.255	0.255	0.248	0.367	0.228	0.095	0.618
	99.5	0.293	0.296	0.298	0.247	0.772	0.618	0.727
S&P500	90	0.763	0.935	0.811	0.420	0.328	0.608	0.607
	95	0.496	0.993	0.968	0.200	0.627	0.682	0.521
	97.5	0.642	0.904	0.927	0.123	0.743	0.434	0.532
	99	0.568	0.972	0.829	0.046	0.714	0.728	0.608
	99.5	1.000	0.743	0.853	0.241	0.557	0.584	0.783
NIKKEI	90	0.259	0.293	0.399	0.244	0.365	0.720	0.711
	95	0.013	0.046	0.017	0.001	0.028	0.143	0.279
	97.5	0.074	0.159	0.247	0.109	0.389	0.814	0.574
	99	0.159	0.113	0.093	0.480	0.217	0.537	0.506
	99.5	0.077	0.084	0.100	0.108	0.070	0.813	0.664
DAX	90	0.443	0.895	0.166	0.207	0.668	0.596	0.490
	95	0.872	0.985	0.035	0.360	0.661	0.264	0.777
	97.5	0.833	0.997	0.091	0.379	0.467	0.520	0.514
	99	0.195	0.456	0.164	0.228	0.562	0.449	0.257
	99.5	0.998	0.252	0.101	0.124	0.641	0.204	0.829

注: 表中数据为空头头寸 ES 测度的 Backtesting 检验显著性 p 值。 p 值越大 表明由该模型计算的 ES 精确度越高。

5 结束语

金融波动性建模经历了从常数高阶矩到时变高阶矩的发展过程. 目前, 经过这一领域中诸多学者的不断探索, 已经发展出了如 GARCHS、GARCHSK、NAGARCHSK、GJRSK 等能够对实际市场收益高阶矩的时变效应提供良好描述的波动模型.

本文扩展了 Bali 等^[15] 和 Dark^[16] 关于时变高阶矩波动模型风险测度效果的研究: 首先, 在上述 4 种时变高阶矩模型与 3 种常数高阶矩模型 (GARCH、NAGARCH、GJR) 的假定下, 开展了基于 4 种不同股价指数的模型参数估计、诊断检验以及对 2 种不同风险测度值 (VaR 和 ES) 的计算; 其次, 利用针对 VaR 测度的非条件覆盖检验和针对 ES 测度的基于 Bootstrap 的后验分析方法, 实证对比了常数高阶矩和时变高阶矩两大类模型对市场风险描述的精确程度和适用范围.

研究表明, 就所考察的 4 种股价指数而言, 时变高阶矩波动模型能够较好地刻画其价格变化的整体动力学特征, 并且总体来讲, 其在市场风险测度方面的实证表现也优于常数高阶矩波动模型. 除此之外, 还得到了其它一些重要结论, 其中值得重点关注的是, 本文发现, 具有 GARCH 类结构的波动模型, 无论是否假定其高阶矩为时变的 (文中的 4 种时变高阶矩模型本身也是 GARCH 结构), 对多头头寸风险的测度效果都不如对空头头寸风险的测度效果. 对于这一现象产生的原因, 认为主要是由 GARCH 模型结构本身所具有的缺陷造成的. 就像 Calvet 和 Fisher^[25] 曾明确指出的

那样, 由于 GARCH 类模型的平稳性要求移动平均系数 (公式 (2) 中的 β_1) 和自回归系数 (公式 (2) 中的 β_2) 之和不能大于 1, 所以在随机因素冲击程度 (β_1) 和波动率持续性程度 (β_2) 之间就存在数值上的平衡 (即两者不能同时增加, 从而导致 $\beta_1 + \beta_2 > 1$ 情况的出现), 从而导致 GARCH 类过程很难捕捉到金融市场上突然发生的大幅波动. 同时, 由于资本市场普遍存在波动杠杆效应 (见图 1), 即在一定的时间区间内, 大幅下跌的次数和幅度一般要大于大幅上涨的次数和幅度, 因此 GARCH 类模型对收益分布左尾 (多头头寸损失) 的描述能力要低于对收益分布右尾 (空头头寸损失) 的描述能力.

论文中的研究方法和实证结果为时变高阶矩条件下的金融风险测度和风险管理工作提供了一些有益的理论借鉴和具有可操作性的实证方法. 目前, 时变高阶矩波动性研究在国际上还处于起步阶段, 大多数研究集中在高阶矩时变效应的检验和建模领域, 高阶矩对资产定价、资产组合选择、期权定价等的影响也有一些文献涉及, 但相关模型的渐进理论 (asymptotic theory) 和有限样本性质 (finite sample properties) 尚无文献讨论, 而这些问题直接关系到模型建立的科学性以及模型改进的合理性. 另外, 目前在理论界出现的时变高阶矩波动模型仅有论文中所使用的 4 种形式, 这对于充分考察及刻画高阶矩时变波动特征显然不够充分. 因此, 在对金融资产收益高阶矩的典型时变特征开展深入探索的基础上, 继续发掘对这些典型时变特征具有较强刻画作用的新的时变高阶矩波动模型, 将是未来研究的重要方向.

参 考 文 献:

- [1] Bollerslev T. Generalized autoregressive conditional heteroskedasticity [J]. *Journal of Econometrics*, 1986, 31(3): 307 - 328.
- [2] Glosten L R, Jagannathan R, Runkle D E. On the relation between the expected value and the volatility of the nominal excess return of stocks [J]. *Journal of Finance*, 1993, 48(5): 1779 - 1801.
- [3] Gordon Y N. Day-of-the-week effect on skewness and kurtosis: A direct test and portfolio effect [J]. *The European Journal of Finance*, 1996, 2(4): 333 - 351.

- [4] Engle R F, Ng V K. Measuring and testing the impact of news on volatility [J]. *Journal of Finance*, 1993, 48(5): 1749 – 1778.
- [5] Sengupta J K, Zheng Y J. Estimating skewness persistence in market returns [J]. *Applied Financial Economics*, 1997, 7(5): 549 – 558.
- [6] Hwang S, Satchell S. Modeling emerging market risk premia using higher moments [J]. *International Journal of Finance and Economics*, 1999, 4(4): 271 – 296.
- [7] Harvey C R, Siddique A. Conditional skewness in asset pricing tests [J]. *Journal of Finance*, 2000, 55(3): 1263 – 1295.
- [8] Christine A B, David M R. Skewness and kurtosis implied by option prices: A correction [J]. *The Journal of Financial Research*, 2002, 25(2): 279 – 282.
- [9] Sun Q, Yan Y X. Skewness persistence with optimal portfolio selection [J]. *Journal of Banking and Finance*, 2003, 27(6): 1111 – 1121.
- [10] Harvey C R. Autoregressive conditional skewness [J]. *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 1999, 34(4): 465 – 487.
- [11] Jondeau E, Rockinger M. Conditional volatility, skewness, and kurtosis: Existence, persistence, and co-movements [J]. *Journal of Economic Dynamics and Control*, 2003, 27(10): 1699 – 1737.
- [12] Leon A, Rubio G, Serna G. Autoregressive conditional volatility, skewness and kurtosis [J]. *The Quarterly Review of Economics and Finance*, 2005, 45(5): 599 – 618.
- [13] 许启发. 高阶矩波动性建模与应用 [J]. *数量经济技术经济研究*, 2006, 23(12): 135 – 145.
Xu Qifa. Modeling and application of higher moments volatility [J]. *The Journal Quantitative & Technical Economics*. 2006, 23(12): 135 – 145. (in Chinese)
- [14] 王 鹏, 王建琼, 魏 宇. 自回归条件方差—偏度—峰度: 一个新的模型 [J]. *管理科学学报*, 2009, 12(5): 121 – 129.
Wang Peng, Wang Jianqiong, Wei Yu. Autoregressive conditional volatility-skewness-kurtosis: A new model [J]. *Journal of Management Sciences in China*, 2009, 12(5): 121 – 129. (in Chinese)
- [15] Bali T G, Mo H, Tang Y. The role of autoregressive conditional skewness and kurtosis in the estimation of conditional VaR [J]. *Journal of Banking and Finance*, 2008, 32(2): 269 – 282.
- [16] Dark J G. Estimation of time varying skewness and kurtosis with an application to value-at-risk [J]. *Studies in Nonlinear Dynamics and Econometrics*, 2010, 14(3): 1 – 38.
- [17] Artzner P, Delbaen F, Eber J M, et al. Thinking coherently [J]. *Risk*, 1997, 10(11): 68 – 71.
- [18] Robert J E, Hong Y M. VaR and expected shortfall: A non-normal regime switching framework [J]. *Quantitative Finance*, 2009, 9(6): 747 – 755.
- [19] Abderrahim T. Analytical value-at-risk and expected shortfall under regime switching [J]. *Financial Research Letters*, 2009, 6(1): 138 – 151.
- [20] Lennart H, Herman K. Bayesian forecasting of value-at-risk and expected shortfall using adaptive importance sampling [J]. *International Journal of Forecasting*, 2010, 26(2): 231 – 247.
- [21] Tsay R S. *Analysis of Financial Time Series* [M]. New York: John Wiley & Sons, 2002.
- [22] Kupiec P. Techniques for verifying the accuracy of risk measurement models [J]. *Journal of Derivatives*, 1995, 3(2): 173 – 184.
- [23] Artzner P, Delbaen F, Eber J M, et al. Coherent measures of risk [J]. *Mathematical Finance*, 1999, 9(3): 203 – 228.
- [24] McNeil A, Frey R. Estimation of tail-related risk measures for heteroscedastic financial time series: An extreme value approach [J]. *Journal of Empirical Finance*, 2000, 7(3): 271 – 300.
- [25] Calvet L, Fisher A. *Multifractal Volatility: Theory, Forecasting, and Pricing* [M]. London: Academic Press, 2008.

(下转第94页)

Chen Chao ,Huang Ming. Does it work to ‘change face’ by listed companies? [N]. Shanghai Securities News ,2003 – 11 – 6. (in Chinese)

Media coverage and IPO underpricing: Evidence from China’s growth enterprise markets

HUANG Jun , CHEN Xin-yuan

School of Accountancy , Shanghai University of Finance and Economics , Shanghai 200433 , China

Abstract: The role of media coverage in the capital market has recently become a hot topic. This paper investigates the impact of media coverage on IPO underpricing by focusing on GEM (Growth Enterprise Markets) . It is found that media coverage increases IPO underpricing. This conclusion holds even for neutral news. That is , the media coverage of listed companies is positively associated with their underpricing on the IPO date. Further analysis shows that ,1) for companies in the spotlight , their IPO underpricing is more driven by media reports; 2) when the security market is soaring , media reports generate higher IPO underpricing. Finally , the analysis shows the effect of media coverage on IPO underpricing is temporary. For a long-term period after the IPO , the more media reports about the listed company , the more its stock prices drop.

Key words: media; IPO underpricing; top news; market trend

~~~~~  
( 上接第 45 页)

## Calculating VaR and ES based on volatility models with time-varying higher-moments

*WANG Peng*

School of Finance , Southwest University of Finance and Economics , Chengdu 610074 , China

**Abstract:** This paper extends prior studies on risk estimation of volatility models with time-varying higher-moments. With several important stock market indices , we adopt a “from simple model to complex model” step to estimate several volatility models with time-varying higher-moments , and then we calculate VaR and ES values according to Gram-Charlier extension distribution. We also back-test VaR based on unconditional coverage test and ES based on bootstrap. In spite of nice properties of the models with time-varying higher-moments , the backtesting results generally support models with static higher-moments.

**Key words:** time-varying higher-moments; value-at-risk; excepted shortfall; gram-charlier expansion distribution; backtesting