VaR-GARCH 类模型在股市风险度量中的实证研究

黄炎龙

(南京工业大学经济管理学院，南京，210009)

内容摘要: 金融市场风险管理的核心是对风险的度量，度量风险最流行的方法是VaR方法。本文选取1998年1月5日—2006年11月6日的上证综指日收盘价指数共计2129个数据实证分析了GARCH、EGARCH、TARCH和PARCH四种模型在正态分布、t分布以及GED分布下预测出的VaR值的准确程度。实证分析结果表明，与正态分布和t分布相比，GED分布能较好的反映股市收益率回报序列的厚尾特征，同时使用GARCH类模型预测VaR值时，EGARCH和PARCH模型要优于其他模型。

关键词: 沪市; VaR（Value at Risk）; GARCH类模型; 后验测试

一、前言

金融市场风险管理的核心是对风险的度量，度量风险最流行的方法是 VaR 方法，而基于 GARCH 模型计算市场风险 VaR 值则成为目前的主流。GARCH 类模型能比较好的描述股市收益率波动的动态变化特征，捕捉股市的丛集效应和非对称性效应[1]，从而国内外的学者对 GARCH 类模型展开了大量的研究。同时，目前计算 VaR 比较常用的方法是参数法，因此大量的研究采用 GARCH 类模型计算具有时变特征的市场风险 VaR 值。另外，计算预测 VaR 值时，需要假定收益率序列服从一个概率分布，实践中大量风险度量都假定为正态分布，但金融资产收益率序列具有尖峰厚尾特征[2]，正态分布不足以反映收益率序列的尾部特性，而 VaR 计算预测出的风险值是从尾部的损益角度上来考虑的，因此大量的研究对 t 分布和 GED 分布展开了研究[1,3-5]，研究表明 t 分布和 GED 分布能较好的反映收益率回报序列的尾部特征，但由于不同研究所选取方法的不一样，分析的角度也不一致，因此结论不尽一致。就 GARCH 类模型而言，其条件异方差的独特优势能代替无条件方差而反映市场的时变特征，也不断的在发展和完善，并提出新的条件异方差模型[6-8]。本文就是在研究国内外文献的基础上，试图用参数法采用多种反映市场时变特征的 GARCH 类条件异方差模型以及不同的概率分布预测计算股市未来一日内的 VaR 值，对比分析不同分布下各模型计算出的 VaR 值的准确程度，从而为风险管理中计算 VaR 时模型的采用以及分布的假定提供一个更好的借鉴。

二、VaR 的计算与 GARCH 类模型

（一）VaR 的计算与检验

VaR（Value at Risk，译为“风险价值”、“在险价值”以及“险阵”等）是由 J.P.Morgan 公司先提出来的，并在实践中获得了广泛的应用。其主要的优点是将不同的市场因子或风险表示为一个数，比较准确的度量了金融资产或投资组合在未来的一个时期内的最大潜在的损失，适应金融市场发展的动态性和复杂性。VaR 是指在一定的置信水平下，资产或投资组合在未来的一段时间内可能遭受的最大损失[9]（Jorion ，1996）。由 VaR 的定义，若金融资产或投资组合未来的随机损益为 $\Pi = \Delta V$ ，则对应于置信水平为（一般为 99%或者 95%）的 VaR 满足如下等式

$$1-c=\Pr(\Pi \le -VaR) \qquad (1)$$

由于计算出的 VaR 值为负，但通常则将 VaR 取为正值，故在（1）中的 VaR 前面加负号。1999 年，Artzner[10]等给出了 VaR 最严格的数学定义式：

$$VaR=-\inf\{x \mid \Pr[\Pi \le x]>1-c\} \qquad (2)$$

式（2）关于 VaR 的数学定义式可以看出,计算 VaR 值只需要确定三个关键的变量:置信水平、资产或组合的持有期以及资产回报的概率分布。置信水平和资产的持有期是风险管理中根据管理者的需要而确定的。这样，计算预测 VaR 值时选择合适的概率分布成为至关重要的问题。由于实践中资产或投资组合的收益率序列的概率分布比较难确定的，为了简化计算，通常假定为正态分布。这样式（2）确定了在置信水平 c 时损益分布的下分位数，即资产尾部的最大损失。假定以资产未来价值的期望为参照，则计算 VaR 的公式为：

$$VaR_T = p_0 \sigma z_c \sqrt{T} \qquad (3)$$

式（3）中 p_0 为资产的最初价值，σ 为方差，z_c 为下分位数，T 为资产的持有期。根据（3）式我们就可以计算出资产未来一段时间内的 VaR 值了。在计算出 VaR 值后，就要对估计结果进行检验，这就是对模型的后检测试。后检测试最常用的是失败检验法[11]。失败频率检验法是通过比较实际损失超过 VaR 的频率与一定置信水平下的上限值是否接近或相等，来判断 VaR 模型的有效性。如果模型有效，则模拟的失败率应等于预先设定的 VaR 置信度 $1-c$，如果失败率与 $1-c$ 相差较大，表明模型不适合。假定置信水平为 c，置信度为 $1-c$，实际考察天数为 T，失败天数为 N，则失败频率记为 $\mathrm{p}(=\mathrm{N/T})$，这样失败频率就服从一个二项式分布，期望概率为 p^*，设零假设为 $H_0: p=p^*$；备择假设为 $H_1: p\neq p^*$，检验失败频率是否拒绝零假设。Kupiec 提出了采用似然比率检验法对零假设检验，似然比方程为：

$$LR = 2\ln[(1-p)^{T-N}p^N] - 2\ln[(1-p^*)^{T-N}p^{*N}] \qquad (4)$$

式（4）在零假设条件下，统计量 LR 服从自由度为 1 的 χ^2 分布。

（二）GARCH 类模型

广义自回归条件异方差模型（generalized autoregressive conditional heteroscedasticity model, GARCH 模型）是由 Tim Bollerslev（1986）在 Engle 的 ARCH 模型的基础上提出来的[12]。在 GARCH 模型中考虑两种设定，分别是条件均值和条件方差。GARCH（q，p）模型的一般表达式为：

$$
\begin{aligned}
& r_t = u + \sum_{i=1}^{n} r_{t-i} + a_t \\
& a_t = \sigma_t \varepsilon_t \\
& \sigma_t^2 = \omega + \sum_{i=1}^{p} \alpha_i a_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^{q} \beta_j \sigma_{t-j}^2
\end{aligned}
\tag{5}
$$

式（4）中 r_t 收益率序列、a_t 为残差、σ_t^2 为条件方差、ε_t 为独立同分布的随机变量、ε_t 与 σ_t 相互独立；u 为收益的无条件期望值，α_i 为滞后期参数，β_j 为方差的参数。GARCH 描述了股市收益率序列的自相关性，具有反映市场时变的特征。但股市收益率的波动呈现出一种非对称性的特征，为了反映波动的非对称效应，Zakoian（1991）和 Glosten、Jagannathan、Runkle（1993）[8] 提出了 TARCH 或者门限 ARCH（Threshold ARCH）模型是由提出的，其条件异方差变为：

$$
\sigma_t^2 = \omega + \alpha \cdot a_{t-1}^2 + \gamma \cdot a_{t-1}^2 I_{t-1}^- + \beta \cdot \sigma_{t-1}^2 \tag{6}
$$

模型中 I_{t-1}^- 为虚拟变量，当 $\mu_{t-1} < 0$ 时，$I_{t-1}^- = 1$；否则，$I_{t-1}^- = 0$。式中只要 $\gamma \neq 0$ 就存在非对称效应。Nelson（1990）[13]又提出了允许 σ_t^2 和 μ_t 具有比二次方程映射更加灵活的关系的指数 GARCH 模型（Exponential GARCH,EGARCH 模型），EGARCH 模型的条件方差为：

$$
\ln(\sigma_t^2) = \omega + \sum_{i=1}^{p} \alpha_i \left| \frac{a_{t-1}}{\sigma_{t-1}^2} - E\left(\frac{a_{t-i}}{\sigma_{t-i}^2}\right) \right| + \sum_{j=1}^{q} \beta_j \ln(\sigma_{t-j}^2) + \sum_{k=1}^{r} \gamma_k \frac{a_{t-k}}{\sigma_{t-k}^2} \tag{7}
$$

这样，非对称性的杠杆效应就是指数形式而不是二次型的，所以条件方差预测值一定是非负的。杠杆效应的存在能够通过 $\gamma < 0$ 的假设得到检验。式中只要 $\gamma \neq 0$ 就存在非对称效应[14]。但由于标准差的 GARCH 模型模拟的不是方差，而是标准差，因此大幅度的冲击对条件方差的影响比在标准差 GARCH 模型要小，基于这种情况，Ding et al.(1993)提出了 PARCH（Power ARCH）模型[6],PARCH 模型指定的条件方差方程形式为：

$$
\sigma_t^{\delta} = \omega + \sum_{i=1}^{p} \alpha_i (|a_{t-1}| - a_{t-i}\gamma_k)^{\delta} + \sum_{j=1}^{q} \beta_j \sigma_{t-j}^2 \tag{8}
$$

式中 $\delta > 0$，当 $i = 1, 2, \cdots, r$ 时，$|\gamma_i| \le 1$；当 $i > r$ 时，$\gamma_i = 0$，$r \le p$。在 PARCH 模型中，标准差的幂参数 δ 是估计的，不是指定的，是用来评价冲击对条件方差的影响幅度；而 γ 是捕捉直到 r 阶的非对称效应的参数。这样，我们利用四种不同模型下计算出的条件异方差，然后在进行回报和方差的预测，利用预测出的回报和方差以及相应概率分布下的分位数就可以代入（3）式求出未来 T 时刻的 VaR 值了。

（三）关于分布

另外，在 GARCH 模型中的残差分布通常有三种：正态（高斯）分布、学生 t 分布和广义误差分布（Generalized Error Distribution, GED）。实践中，通过假定为正态分布，但正

态性不足以反映股市收益率序列的尖峰厚尾性，因此 Nelson 和 Hamilton 等人提出用广义误差分布和 t 分布来反映厚尾特性。t 分布概率密度函数（Probability Density Function）为：

$$f(x,v)=\frac{\Gamma(\frac{v+1}{2})(1+\frac{x^2}{v})^{-\frac{v+1}{2}}}{(v\pi)^{\frac{1}{2}}\Gamma(\frac{v}{2})} \qquad (9)$$

$\Gamma(\cdot)$ 为 Gamma 函数，v 为自由度，当 v 趋近于 ∞ 时，t 分布收敛于正态分布。GED 分布的概率密度函数为：

$$f(x,v)=\frac{v\Gamma(\frac{3}{v})^{1/2}}{2\Gamma(\frac{1}{v})^{3/2}}\exp[-|x|^v\left[\frac{\Gamma(\frac{3}{v})}{\Gamma(\frac{1}{v})}\right]^{v/2}] \qquad (10)$$

当 $v<2$ 时，GED 表现为厚尾，当 $v=2$ 时 GED 为正态分布，当 $v>2$ 则表现为瘦尾。

三、数据与分析

（一）数据选取与基本统计描述

本文的实证分析工具采用 Matlab7.0 和 Eviews5.0。在数据的选取上，从沪市和深市过去的指数波动情况看，具有很大的相关性，同时沪市开市早、市值高，对外部冲击的反应较敏感的特征，并且对深市具有一定的“溢出效应”，因此对本文选择沪市作为研究样本。另外，由于我国股票上市初期，进入流动的股票数量少，同时证券市场交易制度与监管制度也不完善，股票质量不高，股市呈现一定的大幅度波动的现象，而在 1997 年后则呈现出平稳状态。从而本文选取 1998 年 1 月 5 日—2006 年 11 月 6 日上证综指日收盘价格指数，样本总量为 2129 个。本文把股票的日收益率定义为：

$$R_t=\ln(P_t/P_{t-1}) \qquad (11)$$

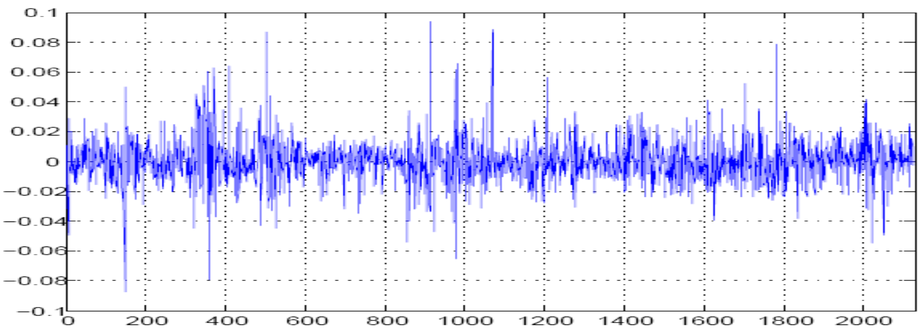

图 1　日对数收益率的线性图

从图中可以看出，股票日收益率的波动比较平稳，没有大幅度的波动。但收益率异常值出现的频率比较高，并会集中在一个特定的时期出现，这种现象显示出了一种波动的聚类现象，即收益率序列随着时间的变化而变化，同时，表现出一段时间内的连续偏高或偏低。表 1 是对上证综指的描述性统计，从表中对数收益的偏度、峰度以及 JB 统计量可以看出，股市收益率序列存在明显的尖峰厚尾特征。同时，用单位根方法对收益率序列进行检验，得到如表 2 所示的结果，表中数据显示，对数收益率序列具有显著的平稳性。

表 1　收益率的描述性统计量

均值	最大值	最小值	标准差	偏度	峰度	JB 统计量
0.000204	0.094008	-0.087277	0.014004	0.415542	8.405076	2651.625

表 2　数据的单位根检验结果

ADF Test Statistic	-44.95372	1% Critical value	-3.433227
		5% Critical value	-2.862697
		10% Critical value	-2.567432

对收益率序列的自相关性进行分析，图 2 左是收益率序列的部分自相关函数值，可以看出，大部分的时滞自相关函数值在横轴附近波动，所以可以认为收益率序列不具有自相关性或呈弱自相关性，但收益率平方的 ACF 值如图 2 右却表现出一定的自相关性，当滞后期为 20 时减弱，因此可以认为序列的方差具有一定的相关性。直观的看，收益率序列存在集聚性，可能存在异方差现象，从而对序列进行 LM 测试。从表 3 的检验结果可以得出结论，沪市收益率序列存在异方差现象。从而，我们可以选用具有时变特征的 GARCH 类模型来计量回报率序列的条件波动性，根据 AIC 和 SC 信息原则，本文全部选用 GARCH（1，1）模型。

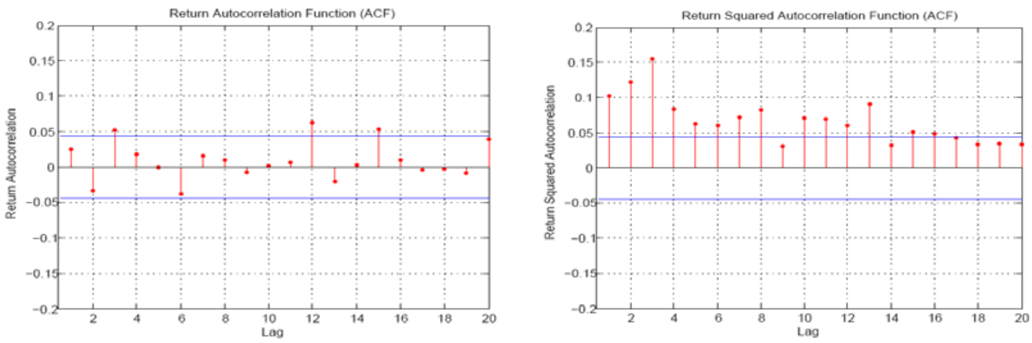

图 2　收益率序列的 ACF 与收益率平方的 ACF 图

表 3　LM 异方差测试

Q	F 统计量	观测值个数*R^2	P 值
1	22.07894	21.87237	0.000000
2	25.01459	48.94593	0.000000
3	30.19752	87.04389	0.000000
4	24.02956	92.16265	0.000000

（二）不同分布下 GARCH 模型的估计与 VaR 值的计算与检验

表 4　正态分布下各模型的估计结果[①]

模型	ω	α	β	γ	δ
GARCH	7.78E-06	0.124221	0.842479		
	(6.409439)	(11.92680)	(67.13213)		
EGARCH	-0.485604	0.228341	0.963706	-0.053567	
	(-8.283118)	(11.86942)	(164.6701)	(-6.349263)	
TARCH	6.63E-06	0.076386	0.853466	0.088950	
	(6.495829)	(7.385651)	(73.68150)	(6.132258)	
PARCH	0.002432	0.111877	0.882924	0.312132	0.604325
	(1.776397)	(9.733434)	(78.83829)	(6.375368)	(4.664903)

表 4 是正态分布下各模型的估计结果。从模型的估计参数来看，各模型的参数在 95%的

[①] 括号的为 t 检验值，以下模型估计同。

置信水平下显著，并且对各模型估计后的残差做异方差效应检验，均不存在显著的异方差现象，这表明各模型能比较好的反映股市对数收益率序列的异方差现象。表 5 是在正态假定下以及 95%的置信水平下估计未来一个交易日的 VaR 值等。表中的失败天数是实际损失超过所估计的 VaR 值所返回的结果，失败率是失败天数与样本期的比例。从四个模型计算出的 VaR 值上来看，VaR 均值上没有明显差别，估计标准差 EGARCH 和 PARCH 两模型要比 GARCH 和 TARCH 小，同时返回的失败天数相差不是很明显，失败率都接近 5%，按照 Kupeic 提出的 LR 统计量检验，在 95%显著水平下不能拒绝零假设，所以各模型计算的 VaR 值结果比较准确。图 3 中各图描述了正态分布假定下的回报序列与不同模型估计的 VaR 值的直线图，从各图可以看出，不同时刻的 VaR 是回报序列的包络曲线。伴随着收益率序列的波动，预测的 VaR 值也不断的呈现波动状态，并且直接的与其收益率系列的波动性有关。另外，模型参数中的非对称项 γ 显著的异于零，因此描述了沪市收益率波动的非对称性。

表 5　正态分布模型下的 VaR 估计结果

模型	置信水平（%）	VaR 最小值	VaR 最大值	VaR 均值	VaR 标准差	失败天数（天）	失败率（%）
GARCH	95	0.012664	0.06850	0.02250	0.007717	102	4.7910%
EGARCH	95	0.009727	0.06081	0.02193	0.006626	96	4.5091%
TARCH	95	0.012067	0.06807	0.02217	0.007409	100	4.6970%
PARCH	95	0.009660	0.06209	0.02195	0.006765	93	4.3682%

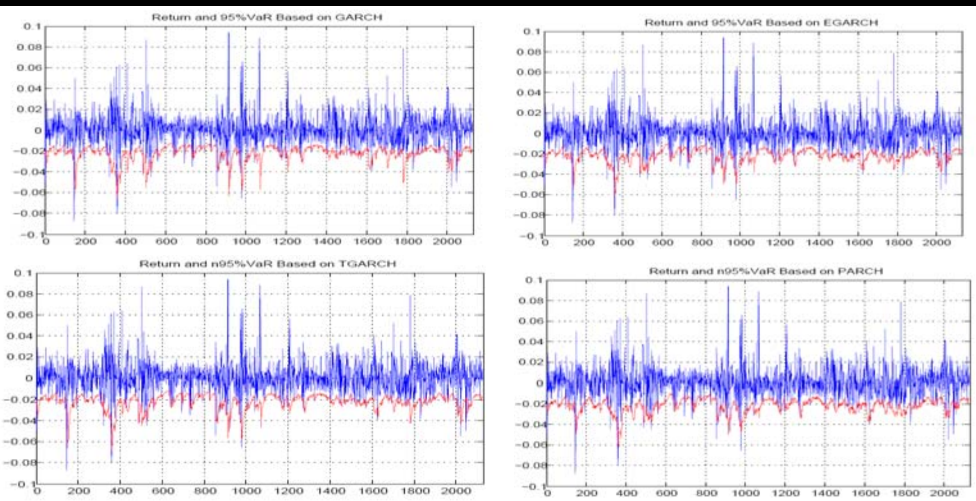

图 3　正态分布下回报序列与各模型下估计的 VaR 的比较[①]

表 6 是在 t 分布假定下估计的各模型的结果。从表中可以看出，在 t 分布下，各模型的参数估计值在 95%的置信水平下显著，对残差进行异方差效应的检验，都已不存在异方差现象，说明模型较好的拟合了回报率序列的时变特征。通过估计各模型的参数预测未来一日的 VaR 值如表 7 所示，表 7 中的 VaR 值均值、标准差等指标相差不大，但是估计出的 VaR 值明显偏高，表明在 t 分布下估计出的 VaR 值过于保守，并且失败率也未通过的检验，即利用 Kupeic 准则拒绝零假设。图 4 为利用估计出的 VaR 值与回报率序列的线性图，从图中可以看出，VaR 的线性图位置要比图 3 中正态分布下的靠横轴更远，因此，在 95%的置信水平下的超出数量非常小，失败率非常小，相对误差比较大。非对称项显著异于零，表明了沪市收益波动的非对称效应。

---

① 本文的全部图形均为 Matlab7.0 下输出的图形，因为样本数过大，直线图无法以其他带符号线标记，因此均用颜色加以区别，如果本文刊印去除了颜色标记后，读者可以通过 0 轴下方的包络线识别 VaR。

表 6　t 分布下模型的估计结果

模型	ω	α	β	γ	δ	DOF.
GARCH	8.56E-06	0.105572	0.854687			4.946565
	(3.682237)	(5.722066)	(36.56709)			
EGARCH	-0.523472	0.218935	0.958414	-0.062690		5.302079
	(-4.707634)	(7.106664)	(84.28771)	(-3.804510)		
TARCH	7.91E-06	0.066464	0.851080	0.099632		5.107339
	(3.685194)	(3.910885)	(37.43044)	(3.481234)		
PARCH	0.001062	0.115529	0.876164	0.335674	0.837272	5.368413
	(0.943388)	(6.693858)	(44.77924)	(4.148509)	(3.505927)	

表 7　t 分布模型下的 VaR 的估计结果

模型	置信水平（%）	VaR 最小值	VaR 最大值	VaR 均值	VaR 标准差	失败天数（天）	失败率（%）
GARCH	95	0.01744	0.078475	0.028431	0.008817	41	1.9257
EGARCH	95	0.01290	0.075668	0.027992	0.008053	39	1.8318
TARCH	95	0.01630	0.085679	0.028300	0.008992	39	1.8318
PARCH	95	0.01329	0.077380	0.027989	0.008276	41	1.9257

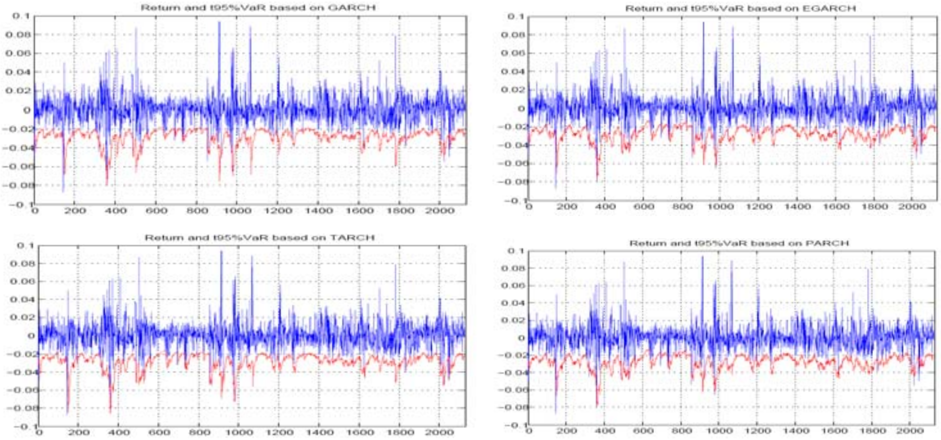

图 4　t 分布下回报序列与各模型下估计的 VaR 的比较

表 8 为 GED 分布假设下各模型的估计参数，GED 尾部参数为 1.2 左右，表明汇报率序列可以较好的反映厚尾现象，其他各参数都在 95%的置信水平下显著，对模型进行异方差效应检验，不存在异方差现象，表明在 GED 分布下各模型均能较好的拟合汇报率序列的异方差现象。表 8 为预测出的 VaR 值，在 95%的置信水平下各模型预测的 VaR 的均值与标准差相差不大，失败率接近 5%，相对误差不大，失败率通过 Kupeic 准则的检验，接受零假设。图 5 中是叠加的线性图，VaR 曲线比 t 分布下要高，比正态分布下要低，从而返回测试表明，GED 分布下能较好的预测回报率序列未来的 VaR 值。同时似然比率检验 P 值表明在 95%的置信水平下四模型中 GARCH 和 TARCH 模型要优于 EGARCH 和 PARCH 模型,但使用 GARCH 模型预测的标准差比其他模型都要大，因此，PARCH 模型是最佳模型。同时，估计模型的非对称项也显著的异于零，进一步的表明股市收益序列中存在非对称效应。

表 8　GED 分布下模型的估计结果

模型	ω	α	β	γ	δ	GED Par.
GARCH	8.02E-06	0.108609	0.851855			1.210952
	(3.600637)	(6.050058)	(36.69440)			
EGARCH	-0.504829	0.218232	0.960806	-0.056725		1.243816

	(-4.646220)	(6.961002)	(87.21831)	(-3.729936)		
TARCH	7.23E-06	0.068848	0.853675	0.089377		1.224909
	(3.615973)	(3.901986)	(38.61606)	(3.460930)		
PARCH	0.001540	0.112590	0.879790	0.323354	0.733700	1.250384
	(0.956143)	(6.304208)	(45.15115)	(3.920543)	(3.086897)	

表 9　GED 分布模型下的 VaR 估计结果

模型	置信水平（%）	VaR 最小值	VaR 最大值	VaR 均值	VaR 标准差	失败天数（天）	失败率（%）
GARCH	95	0.01318	0.062072	0.022059	0.00705	101	4.7440
EGARCH	95	0.00989	0.059085	0.021775	0.00635	98	4.6031
TARCH	95	0.01241	0.066371	0.021985	0.00707	100	4.6790
PARCH	95	0.01003	0.060441	0.021778	0.00650	97	4.5561

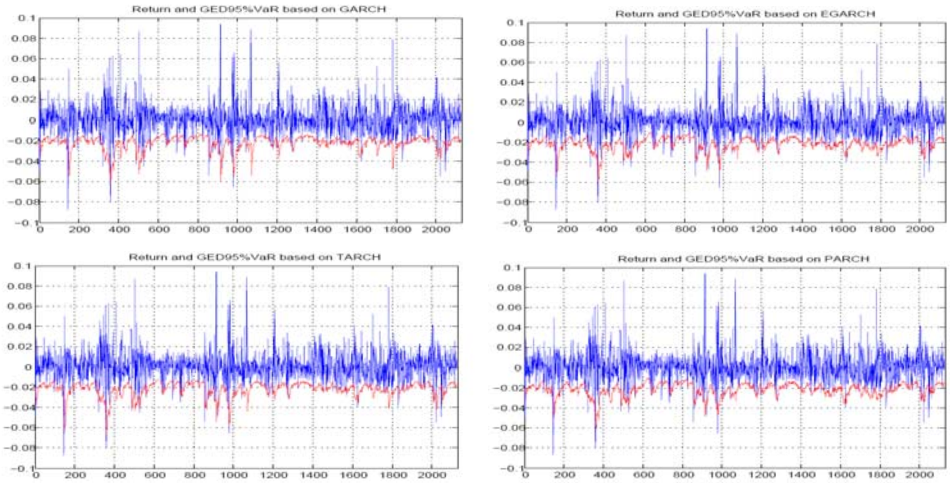

图 5　GED 分布下回报序列与各模型下估计的 VaR 的比较

四、结论

本文通过计量研究的方式对沪市收益收益率序列的风险度量进行了实证分析，采用反映市场时变特征的 GARCH 类模型分别在三种不同的概率分布下计算预测了未来一日的 VaR 值，应用了 Kupiec 准则测试了估计出的 VaR 值的准确程度，并对比分析了各模型不同分布下计算的 VaR 精确程度。实证研究结论表明，我国股市收益率序列具有显著的波动聚类和尖峰厚尾性，描述金融资产序列的尖峰厚尾性特征最佳的概率分布为 GED 分布。正态分布下失败率比较高，从而一定程度上低估了风险，而 t 分布因为过于保守而导致 VaR 值估计过高，预测出的 VaR 失败率相对误差较大，通不过 Kupeic 提出的似然比检验，因此这两种分布都不能准确的描述金融资产的尾部特征。在采用 GARCH 类模型计算 VaR 值时，在不同的分布假定下，EGARCH 和 PARCH 模型计算的 VaR 值标准差都小，精准度比其他模型要高，因此，EGARCH 和 PARCH 模型是计算时变市场风险 VaR 的最佳模型。另外，GARCH 类模型还描述了股市收益波动的非对称性，即坏消息给股市带来的冲击要大于好消息。

参考文献

[1] 龚锐、陈仲常、杨栋锐，GARCH 族模型计算中国股市在险价值(VaR) 风险的比较研究与评述，《数量经济技术经济研究》2005 年第 7 期。

[2] Alexander J M, Rudiger F. Estimation of tail-related risk measures for heteroscedastic financial time series: An

extreme value approach[J] . Journal of Empirical Finance , 2000 , (7) :pp 271-298.

[3] Gencay R , Selcuk F , Ulugulyagci A. High volatility , thick tails and extreme value theory in value2at2risk estimation[J] . Insurance :Mathematics and Economics , 2003 , (33):pp337-356.

[4] 苏涛、詹原瑞，SWARCH 模型下的 VaR 估计，《数量经济技术经济研究》，2005 年第 12 期。

[5] 刘庆富、仲伟俊、梅姝娥，基于 VaR—GARCH 模型族的我国期铜市场风险度量研究，《系统工程学报》，2006 年 8 月第 21 卷第 4 期。

[6].Z. Ding, C.W.J. Granger, R.F. Engle, (1993) ,A long memory property of stock market returns and a new model, J. Empirical Finance 183–106。

[7] Cecchetti , SG , Lam , P S and Mark , NC , 1990 Mean reversion in equi l ibri um asset p rice [J] , American Economic Review80 , pp398-4181

[8] Glosten, L., R. Jagannathan, and D. Runkle(1993), “On the Relation Between the Expected Value and the Volatility on the Nominal Excess Returns on Stocks”, Journal of Finance, 48, pp. 1779-1801。

[9] Jorion , P 1996 Risk : measureing the risk in Value at Risk [J] , Financial Analysis Journal，1996 ,pp 47-561

[10] Artzner P,Delbaen F,Eber J,et al. Coherent measures of risk analysis[J]. Financial Analysis Journal , 1999, pp4-12.

[11] 王春峰，《金融市场风险管理》，天津大学出版社，2003，P328-346。

[12] Tim Bollerslev（1986），Generalized autoregressive conditional heteroskedasticity，J. Econometrics，Volume 31, pp 307-327

[13] Nelson, D.(1990), “ARCH Models as Diffusion Approximations”, Journal of Econometrics, 45, pp. 7-38。

[14] 高铁梅主编，《计量经济分析方法与建模》，清华大学出版社，2006 第 1 版， pp. 171-199。

[15] Hamilton , J ames D1 , 1990 A nal ysis of t ime series subject to changes in regime [J] , Journal of Economet rics 35 , pp39-77

An Empirical Analysis on the Risk Calculation of Stock Market Using VaR-GARCH Cluster Models

Huang Yanlong

（School of Economics&Management Nanjing University of Technology, Nanjing, 210009）

Abstract: The calculation of risks is considered as the core on risk management in financial market. The most popular method in calculating financial risks is currently value at risk. This paper analyzes four models, including generalized autoregressive conditional heteroscedasticity model, so-called GARCH model, Exponential GARCH, threshold GARCH and power GARCH as well, based on three distributions of gauss normalized, student’s t and generalized error, in which speculates value at risk of return index of stock market in the future and experiences the degree of their results. The results of research show GED can display features-tailed more exactly than student’s t distribution and gauss normalized distribution. Meanwhile, two models of EGARCH and PARCH are better than others GARCH model.

Keywaords: Stock market in ShangHai; Value at Risk; GARCH cluster models; Backtesting

收稿日期：2007-11-15

作者简介：黄炎龙，南京工业大学经济管理学院企业管理专业研究生，研究方向：金融风险管理

通信地址：南京市新模范马路5号经济管理学院110#信箱

邮政编码：210009

联系电话：13611510291

E-mail：huangyanlongmail@163.com或者huangyanlong@hotmail.com