

基于 ARMA - GARCH 类模型的 SHIBOR 的 VaR 比较

何晓光 黄德权

(广东财经大学金融学院,广东 广州 510320)

[摘要] 以 2007 年 1 月 4 日至 2013 年 12 月 31 日上海银行间同业拆借市场 1W 和 1M 的数据为样本,建立了基于 ARMA - GARCH 簇的多个市场利率风险测度 VaR 模型,通过比较得出以下结论:(1)对于 1W 数据,基于新息的正态分布和 GED 分布假设,都稍稍高估了多头头寸的风险,低估了空头头寸的风险;而对于 1M 数据,GED 分布假设能准确估计多头头寸的风险,n - 分布假设能准确估计空头头寸的风险;(2)t 分布不适合描述上海银行间同业拆借利率序列的尾部特征;(3)上海银行同业拆借市场的利率序列存在波动的非对称性,而且利率向上变动时的波动幅度大于利率向下变动时的幅度。

[关键词] ARMA - GARCH 模型; VaR; 利率风险; 上海同业拆借利率

[中图分类号] F830.9

[文献标识码] A

[文章编号] 2095 - 3410(2014)04 - 0038 - 06

一、引言

作为巴塞尔协议的成员国之一,我国商业银行面对的是全球银行的全面开放及经营模式的国际接轨,随着我国利率市场化改革的不断加快,利率将更多地受到市场规律的影响,中国经济慷慨分享到了利率政策带来的巨大红利;另一方面,利率市场化改革无疑也会给商业银行及工商企业带来一定程度的风险,以同业拆借利率为例,在市场化以后,利率波动增大,商业银行在同业拆借市场上的交易量逐年增加,使得商业银行的同业拆借头寸面临巨大的利率风险。

在我国利率市场化改革的进程中,传统的利率敏感性缺口分析方法和持续缺口分析方法的缺陷将越来越不能满足现代商业银行利率风险度量的要求。VaR 方法在金融监管中具有重要的地位和作用,因为巴塞尔委员会将 VaR 模型定为商业银行利率风险管理的基本工具,使得 VaR 模型被许多国家的金融当局作为风险测量的一种工具,得到了广泛

地推广,我国金融业需要接受国际化的风险管理模式,引入先进的风险管理 VaR 方法,对同业拆借利率的波动进行监测,并合理地估计与控制同业拆借头寸所面临的利率风险可称为当务之急。中国人民银行也可以通过运用 VaR 模型对各金融机构进行监管,商业银行则可以提高内部风险管理的技术水平。国内外应用 VaR 方法进行金融风险管理的研究较多,Ricardo (2006)^[1]、Beirne 等 (2010)^[2] 分别采用 GARCH 模型对 VaR 进行预测;李成和马国校 (2007)^[3] 认为 t 分布不适合描述我国银行间同业拆借利率序列的分布状况,GED 分布能较好刻画我国银行间同业拆借利率序列的分布;王德全 (2009)^[4] 认为 t - 分布和 g - 分布下的模型能更好地捕捉我国银行间质押式回购市场利率序列的尖峰厚尾性;杨炯等 (2011)^[5] 利用多种方法建立了国际有色金属期货市场风险的 VaR 模型;侯外林 (2011)^[6] 将 ARMA 模型与 GARCH 模型相结合,测算股指年度收益率的 VaR 值,对股指的波动以及相伴概率进行

[基金项目] 本文是国家社会科学基金一般项目“基于利率期限结构的中国货币政策规则研究”(项目编号:13BJY166)的阶段性成果。

[作者简介] 何晓光 (1970 -),男,河南新县人,广东财经大学金融学院副教授,博士。主要研究方向:数量经济学与金融经济学。

了预测;张海波和陈红(2012)^[7]认为我国人民币兑美元市场具备使用 VaR 模型度量人民币汇率波动风险的条件,并且人民币兑美元的汇率风险随着持有期的增大而增大;严伟祥和张杰(2013)^[8]基于 GARCH 模型来预测对冲基金日交易波动率并估算在险价值(VaR);李良松(2009)^[9]通过研究上海同业拆借利率的市场风险,认为条件异方差模型计算的 VaR 过于保守;房小定和吕鹏(2013)^[10]利用 VaR 模型对上海同业拆借利率进行度量,认为 GED 分布较好地刻画了 SHIBOR 对数日收益率序列的分布。

对于以上的研究:笔者认为有以下几点值得进一步讨论:(1)国内同行研究者多采用 CHIBOR 作为研究对象,CHIBOR 由于形成机制的问题难以全面反映我国货币市场的资金供求情况,而 SHIBOR 一般被认为是中国短期基准利率的代表。(2)国内同行数据一般较早,不能全面反映市场的发展情况,且多研究的是隔夜同业拆借利率数据,而金融机构以 1W 及 1M 为参考利率的交易量也非常大。(3)少数研究使用利率数据而不是其收益率数据建立模型,准确性值得商榷,同时研究空头与多头头寸的相对 VaR 模型的也较少。基于以上因素,拟选择 SHIBOR 的周数据和月数据,区间为 2007 年 1 月 4 日至 2013 年 12 月 31 日,分别建立 ARMA—EGARCH (TARCH,PARCH)空头及多头头寸相对 VaR 模型。

二、理论模型

(一)GARCH 模型簇

Pagan 和 Schwert (1990)^[11]以及 Nelson (1991)^[12]把标准残差作为方差方程的移动平均的回归因子,提出了 EGARCH 模型,能够刻画许多金融时间序列中的波动非对称性特征,其形式是:

$$\ln(\sigma_t^2) = \omega + \sum_{i=1}^q \alpha_i \left[\frac{u_{t-i}}{\sigma_{t-i}} \right] + \sum_{i=1}^q \gamma_i \left[\left| \frac{u_{t-i}}{\sigma_{t-i}} \right| \right] + \sum_{j=1}^p \lambda_j \ln(\sigma_{t-j}^2)$$

等式左边是条件方差的对数,这意味着杠杆影响是指数的,而不是二次的,等式右边第 3 项是标准新息的绝对值,该项可以区别正、负新息对波动的不同影响,杠杆效应的存在能够通过 $\gamma < 0$ 的假设得到检验,如果 $\gamma \neq 0$,则冲击的影响存在着非对称性。

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

比在标准差的 GARCH 模型中要小,基于这种思想, Ding 等(1993)^[13]提出了 PARCH 模型,形式为:

$$\sigma_t^\delta = \omega + \sum_{j=1}^q \lambda_j \sigma_{t-j}^\delta + \sum_{i=1}^p \alpha_i (|u_{t-i}| - \gamma_i u_{t-i})^\delta$$

其中, $\delta > 0$,当 $i = 1, 2, \dots, r$ 时, $|\gamma_i| \leq 1$; 当 $i > r$ 时, $\gamma_i = 0, r \leq p$ 。在 PARCH 模型中,标准差的幂参数 δ 是估计的,捕捉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, $\gamma_i = 0$ 表示不存在非对称效应。

Glosten 等(1994)^[14]以及 Zakaran(1994)^[15]提出 TARCH 模型,高阶的 TARCH 模型形式如下:

$$\sigma_t^2 = \omega + \sum_{i=1}^q \alpha_i u_{t-i}^2 + \gamma u_{t-1}^2 d_{t-1} + \sum_{j=1}^p \lambda_j \sigma_{t-j}^2$$

当 $u_{t-1} < 0$ 时, $d_t = 1$; 否则, $d_t = 0$; $\gamma u_{t-1}^2 d_{t-1}$ 称为非对称效应项,好消息 ($u_{t-1} > 0$) 和坏消息 ($u_{t-1} < 0$) 对条件方差有不同的影响:只要 $\gamma \neq 0$,条件方差对冲击的反应是非对称的,如果 $\gamma > 0$,我们说存在杠杆效应,非对称效应的主要效果是使得波动加大;如果 $\gamma < 0$,则非对称效应的作用是使得波动减小。

CARCH 模型是 GARCH 模型的扩展形式, CARCH(1,1) 是一个非线性的严格的 GARCH(2,2) 模型,能够描述波动的短期和长期特征:

$$\sigma_t^2 - q_t = \alpha_1 (u_{t-1}^2 - q_{t-1}) + \gamma (u_{t-1}^2 - q_{t-1}) d_{t-1} + \lambda_2 (\sigma_{t-1}^2 - q_{t-1}) + \theta_2 z_{2t}$$

$$q_t = \omega + \lambda_1 (q_{t-1} - \omega) + \alpha_2 (u_{t-1}^2 - \sigma_{t-1}^2) + \theta_1 z_{1t}$$

第一个方程称作短期分量方程,其中 σ_t^2 仍表示波动, q_t 表示随时间变化的长期波动, $\sigma_t^2 - q_t$ 将以速度 $(\alpha_1 + \gamma)$ 趋近于零。第二个方程称作长期分量方程,其中 ω 是常数, q_t 将以速度 λ_1 收敛于 ω , 其中 z 是外生变量, d 是哑变量,当 $u_{t-1} < 0$ 时, $d_t = 1$, 否则, $d_t = 0$; $\gamma > 0$ 意味着条件方差中的暂时杠杆效应。

(二)VaR 的计算

参数方法是计算 VaR,首先需假设收益率服从一定的分布,由于 SHIBOR 的收益率序列的概率分布较难确定,常用 GARCH 模型估计波动率,当置信水平为 c ,资产持有期标准化后,就可以求得 VaR 值,根据相对 VaR 的计算方法,可得资产持有者的多头头寸和空头头寸的相对 VaR 值分布为:

$$VaR_{t-1}(\alpha) = P_{t-1} \varepsilon_\alpha \sigma_{t-1}, VaR_{t-1}(1-\alpha) = P_{t-1}$$

$$\varepsilon_{1-\alpha}\sigma_{t-1}$$

P_{t-1}, σ_{t-1} 分别为 SHIBOR 的收益率拟合模型的条件均值和条件方差的向前一步预测值, $\varepsilon_\alpha, \varepsilon_{1-\alpha}$ 分别为 ε 分布的左尾和右尾 α 分位数。

(三)关于分布

GARCH 模型簇中的残差分布通常有正态分布、 t -分布和广义误差分布(GED),当正态分布不足以反映收益率序列的特性时,可以采用 Nelson 和 Hamilton 等人提出的 t -分布和 GED 分布来拟合, GED 分布的概率密度函数为:

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

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

三、数据的基本特征

CHIBOR 是实盘交易形成的利率,而 SHIBOR 是报出的利率,这是两者的一个很大区别,CHIBOR 是以各银行同业拆借实际交易利率的加权平均值来确定,拆借依赖于交易者的信用,且拆借市场交易规模小和活跃性低,而 SHIBOR 是由信用等级较高的银行组成报价团自主报出的人民币同业拆借利率确定的算术平均利率,可以认为是剥离了信用升贴水后的利率,信息的披露也相对充分,能够更合理解释我国银行在同业拆借市场上所面临的利率风险,2007 年 1 月 4 日上海银行间同业拆借市场正式运行,选择 SHIBOR 的 1W 和 1M 作为研究样本,数据区间为 2007 年 1 月 4 日至 2013 年 12 月 31 日。

(一)样本数据的处理

为得到平稳收益率时间序列,对 SHIBOR 数据分别计算了复合收益率,即 SHIBOR 的自然对数日收益率, $R_t = \ln \text{SHIBOR}_t - \ln \text{SHIBOR}_{t-1}$,通过对数收益率的处理可以有效地消除原数列的自相关性。

(二)对 R_t 序列的检验

观察 1W 和 1M 数据序列的 R_t 曲线图,发现收益率序列没有明显的趋势部分,且呈现波动的异方差性。在运用 R_t 计算商业银行的同业拆借头寸的风险价值 VaR 时,为了合理选择模型,我们对 SHIBOR 及 R_t 序列进行了正态性检验、平稳性检验、自相关性及条件异方差性检验。

1. SHIBOR 和 R_t 分布与正态分布有偏差。SHI-

BOR 的 1W 和 1M 从 2007 年到 2013 年的平均值分别为 2.949%、3.531%,标准差分别为 1.375%、1.534%。SHIBOR 的 1W 和 1M 数据分布呈现非对称性与右偏倚,而二者的收益率 R_t 分布峭度显著大于 3 且呈现左偏倚。

2. SHIBOR 和 R_t 序列相关性特征不同。SHIBOR 的 1W 和 1M 数据序列自相关图呈现缓慢衰减特性,偏自相关图都呈现一阶截尾。而图 2 中反映的收益序列的 1-15 期自相关函数和偏自相关函数值,均存在较弱的自相关现象。

3. SHIBOR 和 R_t 平稳性不同。平稳性检验方法主要有非参数检、自相关检验以及单位根检验,SHIBOR 的 1W 和 1M 数据序列不平稳,收益序列 R_t 序列都平稳,通过运用 LM 检验,证实 R_t 序列是自回归条件异方差过程。

综合上述分析,采用 ARMA 与 GARCH 类模型来估计和预测同业拆借利率的波动性特征。

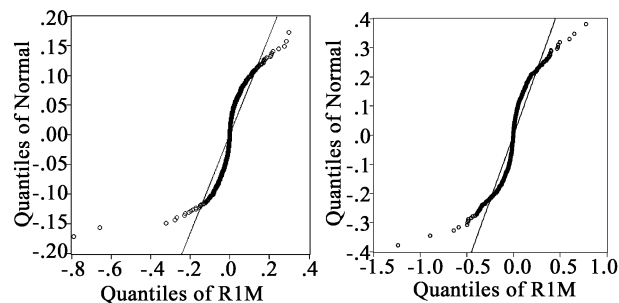


图1 上海同业拆借利率 1W 和 1M 的
收益率序列的正态 Q-Q 图

四、实证分析与模型检验

(一)各种分布假设下 R_t 的 ARMA - GARCH 模型簇估计

对序列 R_{1W} 和 R_{1M} ,分别假定模型残差序列服从 n -分布、 t -分布和 g -分布,基于 AIC、SC 值及残差检验,并考虑模型系数的显著性水平,确定模型滞后阶数。

经过反复测算,最终为 R_{1W} 序列和 R_{1M} 分别选择了 7 种刻画其时变性特征的条件异方差模型,具体优选模型见表 1,具体拟合参数见表 2、表 3。

从表 2、表 3 各模型估计参数来看,参数均在 5% 的显著性水平下显著。对估计残差分别做异方差效应的 LM 检验,发现不存在显著的异方差现象,所以上述各模型能够较好地反映了收益率序列的异

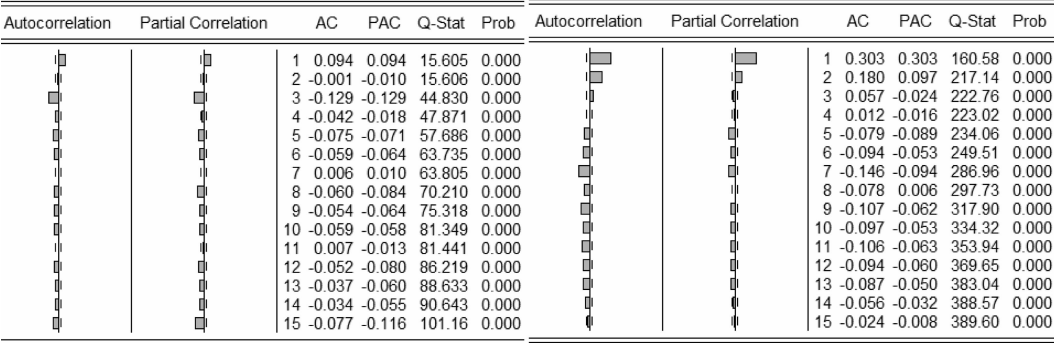


图2 上海同业拆借利率1W和1M的收益率序列相关图

表1 收益率序列和在不同分布假设下的优选模型

序 列	R _{1W}			R _{1M}		
n - 分布	TARCH(2,2)	EGARCH(2,2)	PARCH(2,2)	TARCH(2,2) - M	EGARCH(2,1) - M	PARCH(2,1) - M
t - 分布	EGARCH(2,1)	CARCH(1,1) - M		TARCH(2,2)	EGARCH(2,2)	
g - 分布	TARCH(2,1) - M	EGARCH(2,1)		TARCH(2,1)	PARCH(2,1) - M	
均值方程	ARMA(3,3)			ARMA(2,2)		

表2 上海同业拆借利率1W的收益率序列拟合结果

参数	模型 1	模型 2	模型 3	模型 4	模型 5	模型 6	模型 7
	TARCH(2,2) - N	EGARCH(2,2) - N	PARCH(2,2) - N	EGARCH(2,1) - T	CARCH(1,1) - T	TARCH(2,1)M - G	EGARCH(2,1)M - G
β_3	0.750(18.024)	0.643(19.764)	0.635(25.259)	0.223(1.838)	0.487(7.990)	0.244(5.515)	0.248(4.841)
φ_1				0.085(4.099)		0.082(7.697)	0.096(10.143)
φ_3	-0.815(-24.13)	-0.758(-30.789)	-0.740(-36.10)	-0.25(-2.095)	-0.522(-9.306)	-0.270(-6.105)	-0.268(-5.275)
ρ					-0.012(-1.349)	-0.025(-3.471)	-0.027(-3.809)
ω	0.000(8.338)	-0.016(-8.687)	0.000(3.616)	-0.474(-6.766)	0.000(1.884)	0.000(3.191)	-0.499(-7.057)
α_1	0.454(12.748)	0.023(12.731)	0.318(15.834)	0.548(2.016)	0.003(5.603)	0.836(5.639)	0.185(4.368)
α_2	-0.197(-5.454)	-0.452(-19.93)*	-0.299(-15.455)		1.418(4.989)		
γ_1	-0.206(-8.916)	0.469(19.904)	-0.067(-10.30)	1.656(1.988)		-0.611(-4.274)	0.477(7.132)
λ_1	0.775(10.458)	1.765(96.611)	1.422(42.081)	0.731(6.839)	1.935(7.460)	0.326(2.632)	0.653(4.693)
λ_2	0.010(1.554)	-0.766(-42.112)	-0.435(-13.267)	0.218(2.096)	0.968(176.21)	0.330(3.409)	0.308(2.261)
t				2.044(44.76)	2.227(40.064)	0.643(24.768)	0.653(24.403)

注： β_3 、 φ_1 、 φ_3 分别表示均值方程收益序列自回归3阶、移动平均项1、3阶滞后项系数；其他系数表示条件异方差方程的系数，其中模型6和模型7对应的 ρ 值分别表示为随机误差项的标准差作为解释变量进入均值回归模型的系数。模型3对应的 δ 值为0.744(16.878)，模型2中对应的 α_2 为模型条件异方差方程中的 γ_2 ，模型5的t表示的是新息分布的自由度参数值，模型6和模型7的t表示的是新息分布的GED形状参数。

表3 上海同业拆借利率1M的收益率序列拟合结果

参数	模型 1	模型 2	模型 3	模型 4	模型 5	模型 6	模型 7
	TARCH(2,2) - N	EGARCH(2,1) - M - N	PARCH(1,2) - N	TARCH(2,2) - T	EGARCH(2,2) - T	TARCH(2,1) - G	PARCH(1,2) - G
β_1	-0.509(-3.459)		1.317(222.78)			-0.073(-2.328)	
β_2	0.256(5.750)		-0.418(-73.362)			0.343(12.747)	
φ_1	0.788(5.017)	0.392(14.050)	-0.922(-118.91)	0.376(15.608)	0.373(17.788)	0.457(16.387)	0.339(31.172)
φ_2		0.226(7.644)	-0.040(5.019)	0.177(8.424)	0.168(9.216)	-0.111(-5.292)	0.149(15.161)
ρ	-0.095(-2.519)	-0.127(-16.588)	-0.036(-21.273)		-0.736(-3.244)*		0.000(-3.582)
ω	0.000(22.750)	-0.583(-14.548)	0.042(11.054)	0.000(2.089)	-0.137(-3.272)	0.000(2.804)	0.001(1.603)
α_1	0.595(13.253)	0.145(13.421)	0.227(29.409)	1.319(3.970)	0.087(2.379)	1.163(6.108)	0.390(7.556)
α_2	-0.019(-2.965)			-1.185(-4.097)			
γ_1	-0.508(-11.94)	0.364(12.310)	-0.589(-34.124)		1.028(3.350)	-0.902(-5.099)	-0.505(-7.67)
λ_1	0.027(3.033)	0.689(9.106)	0.526(17.636)	1.371(24.778)	1.407(9.749)	0.381(3.091)	0.393(3.665)
λ_2	0.711(74.03)	0.255(3.533)	0.213(8.796)	-0.416(-8.513)	-0.414(-2.912)	0.286(2.991)	0.367(4.025)
t				2.279(26.017)	2.107(30.899)	0.595(34.059)	0.653(34.438)

注： β_1 、 β_2 、 φ_1 、 φ_2 分别表示均值方程收益序列自回归1、2阶、移动平均项1、2阶滞后项系数；其他系数表示条件异方差方程的系数， ρ 值表示为随机误差项的标准差或其自然对数作为解释变量进入均值回归模型的系数，模型5对应的 ρ 值为 γ_2 的值，模型3和模型7对应的 δ 值分别为0.188(8.738)、0.747(6.512)；模型4和模型5的t表示的是新息分布的自由度参数值，模型6和模型7的t表示的是新息分布的GED形状参数。

方差现象。从各模型的均值方程的形式基本一致可以看出,SHIBOR 的 1W、1M 数据序列的变化分别与其前三期、前二期的变化有较大的关系。各收益序列都有六个模型的参数 γ_1 估计值是显著的,可以认定收益率 R_{1W} 和 R_{1M} 存在波动的非对称性特征。值得注意的是, R_{1W} 和 R_{1M} 各个估计模型中,EGARCH 模型估计的参数 γ_1 都是大于 0 的,PARCH 和 TARCH 模型估计的参数 γ_1 都是小于 0 的,说明了 R_{1W} 和 R_{1M} 波动的非对称性特征表现为反杠杆效应特征,即表现为利率向上变动时带来的波动幅度大于利率向下变动时的波动幅度。

(二) VaR 模型的回测检验

通过上述拟合的 GARCH 模型簇,在不同的分

表 4 置信度为 95% 的各模型 1W 相对 VaR 的统计结果

模型	置信度	VaR 均值绝对值	VaR 标准差	失败天数		失败率		LR 统计量	
				多头	空头	多头	空头	多头	空头
1	95%	0.554	0.574	55	112	0.032	0.064	8.513	11.394
2	95%	0.544	0.527	60	118	0.034	0.068	5.063	16.029
3	95%	0.547	0.537	62	114	0.036	0.065	3.930	12.864
4	95%	3.107	3.460	0	3	0.000	0.002		137.420
5	95%	1.479	1.661	2	25	0.001	0.014	144.464	53.110
6	95%	0.556	0.656	60	125	0.034	0.072	5.063	22.266
7	95%	0.519	0.550	62	124	0.036	0.071	3.930	21.322

注: * 表示在显著性水平为 5% 时,数据通过了自由度为 1 的卡方分布,从而可以接受原模型。据而言,在相同新息分布假设和相同的显著性水平下,基于正态分布和 GED 分布假设下,各模型计算得到的多头头寸和空头头寸的 VaR 估计失败天数无明显差异;这两种分布都稍稍高估了多头头寸的风险,同时低估了空头头寸的风险,相对而言,对多头头寸的估计更接近真实值。LR 统计量的值越小,越无法拒绝 VaR 模型的正确原假设,说明该模型

表 5 置信度为 95% 的各模型 1M 相对 VaR 的统计结果

模型	置信度	VaR 均值绝对值	VaR 标准差	失败天数		失败率		LR 统计量	
				多头	空头	多头	空头	多头	空头
1	95%	0.294	0.337	44	98	0.025	0.056	19.545	3.321 *
2	95%	0.282	0.279	38	94	0.022	0.054	27.878	1.777 *
3	95%	0.269	0.290	59	103	0.034	0.059	5.675	5.738
4	95%	0.626	0.865	10	37	0.006	0.021	100.875	29.448
5	95%	0.929	1.720	3	19	0.002	0.011	137.420	69.082
6	95%	0.292	0.396	68	127	0.039	0.073	1.312 *	24.193
7	95%	0.265	0.342	70	127	0.040	0.073	0.692 *	24.193

注: * 表示在显著性水平为 5% 时,数据通过了自由度为 1 的卡方分布,从而可以接受原模型。表 5 的研究结果表明:对 SHIBOR 的 1M 数据而言,在相同新息分布假设和相同的显著性水平下,各模型计算得到的多头头寸和空头头寸的 VaR 估计失败天数差异不大;从 LR 统计量可知,基于 GED

布及置信度下,计算出上海同业拆借利率市场 VaR 结果,所构建的 VaR 模型是否有效,需要采用回测技术来检验 VaR 模型的准确性。采用的回测检验方法是由 Kupiec (1995) 提出的基于失效率的似然比率验证方法,检验统计量为:

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

在零假设成立条件下,统计量 LR 服从自由度为 1 的卡方分布,其 95% 置信水平下的分位数为 3.841,当在 95% 置信水平下计算 VaR 时,如果此时的 $LR > 3.841$,我们就拒绝模型,在置信度为 95% 时,预期理论失败天数为 $1745 * 5\% = 85$ 天。

从表 4 的研究结果可知:对 SHIBOR 的 1W 数

的预测越准确,从 LR 统计量可知,在 95% 的置信水平下,基于正态分布的模型 3;PARCH(2,2) - N 和基于 GED 分布的模型 7;EGARCH(2,1) - M - G,比较接近临界值,说明了这两个模型较近似的估计了多头头寸的 VaR 值。而基于 t 分布假设的估计大大高估了市场风险,不适合作为 SHIBOR 的 1W 序列的风险估计。

分布的多头头寸 VaR 估计的模型 6 和模型 7,在 95% 的置信水平下,通过了显著性检验,说明了 GED 分布假设可以准确地估计多头头寸的风险;同理,基于正态分布的模型 1 和模型 2 也通过了显著

性检验,说明了基于正态分布的假设可以准确地估计空头头寸的风险;无论是对多头头寸还是空头头寸,基于 t 分布假设的估计都大大高估了市场风险,不适合作为 SHIBOR 的 1M 序列的风险估计。

五、结论

通过建立基于不同分布假设下的 ARMA - GARCH 模型簇的相对 VaR 模型,实证分析上海同业拆借市场的利率风险,得出如下结论:

第一,通过选择适当的滞后阶数和新息假设,上海同业拆借市场收益序列可以通过 ARMA - GARCH 模型簇来刻画,对于 SHIBOR 的 1W 数据而言,基于正态分布和 GED 分布假设,都稍稍高估了多头头寸的风险,同时低估了空头头寸的风险,相对而言,对多头头寸的估计更接近真实值,而基于 t 分布假设的估计大大高估了市场风险,不适合作为 SHIBOR 的 1W 序列的风险估计。

第二,对 SHIBOR 的 1M 数据而言,GED 分布假设可以准确地估计多头头寸的风险;基于正态分布的假设也能够准确估计空头头寸的风险;无论是对多头头寸还是空头头寸,基于 t 分布假设的估计都倾向高估市场风险。

第三,分布假设和显著性水平的高低影响 VaR 值的准确性。在新息相同分布假设和相同的显著性水平下,不同的 GARCH 类模型计算得到的 VaR 值并无明显差异,失败天数相差不大,而在不同分布假设和不同的显著性水平下,返回测试的结果却出现了明显的差异。说明模型种类的选择并非 VaR 值度量的关键因素,而 VaR 更关注尾部特征。另外,对于 1W 和 1M 两种数据,正态分布新息假设都倾向于高估多头头寸的风险值,过于保守和悲观,而 GED 新息假设都倾向于低估空头头寸的风险值,又显得过于乐观。

参考文献:

- [1] Ricardo A. The Estimation of Market VaR Using GARCH Models and a Heavy Tail Distribution[R]. Working Paper Series. 2006.
- [2] Beirne, Caporale, Ghattas, et al. Global and regional

spillovers in emerging stock markets: A multivariate GARCH - in - mean analysis? [J]. Emerging Markets Review, September 2010, 11, (03):250 - 260.

[3] 李成,马国校. VaR 模型在我国银行同业拆借市场中的应用研究[J]. 金融研究, 2007, (05):62 - 77.

[4] 王德全. 质押式回购利率的风险度量研究——基于 ARMA - GARCH 模型的实证检验[J]. 财经研究, 2009, (08):15 - 25.

[5] 杨炯,陆凤彬,汪寿阳. 国际有色金属期货市场 VaR 和 ES 风险度量功效的比较[J]. 系统工程理论与实践, 2011, (09):1645 - 1651.

[6] 张海波,陈红. 人民币汇率风险度量研究——基于不同持有期的 VaR 分析[J]. 宏观经济研究, 2012, (12): 25 - 31.

[7] 严伟祥,张杰. 基于 GARCH - VaR 模型的对冲基金市场风险度量研究[J]. 经济与管理评论, 2013, (05):78 - 83.

[8] 李良松. 上海银行间同业拆借利率 VaR 的有效性研究[J]. 金融研究, 2009, (09): 110 - 122.

[9] 房小定,吕鹏. 基于 GARCH 模型的上海同业拆借利率风险度量[J]. 西安电子科技大学学报, 2013, (04):18 - 26.

[10] Pagan, Adrian, Schwert. William, Alternative Models for Conditional Stock Volatility[R]. NBER Working Paper No. w2955. October 1990. Available at SSRN: <http://ssrn.com/abstract=461388>.

[11] Nelson DB. Conditional heteroskedasticity in asset returns: A new approach[J]. Econometric a, 1991, (59):347 - 370.

[12] Ding, Granger, Engle. A Long Memory Property of Stock Market Returns and a New Model[J]. Journal of Empirical Finance, 1993, (02):83 - 106.

[13] Glosten, Jagannathan, Runkle. On the Relation between the Expected Value and the Volatility of the Nominal Excess Return on Stocks[J]. Journal of Finance, 1993, (48): 1779 - 1801.

[14] Zakoian J M. Threshold Heteroskedastic Models[J]. Journal of Economic Dynamics & Control, 1994, (18):931 - 995.

(责任编辑:刘 军)