

基于 VaR 技术的银行间同业拆借利率的度量研究

余 珍, 董 纯

(南京审计大学 金融学院 江苏 南京 211815)

摘要: 随着对外开放的深化,我国利率市场化迈入新征程,利率风险管理尤为重要。自从 2007 年上海银行间同业拆借市场正式运行以来,上海银行间同业拆借利率有着向金融市场基准利率靠近的趋势,其地位的提高也意味着对其风险的准确度量至关重要。以上海银行间同业拆借市场利率为研究对象,选取了 2013 年 1 月 4 日至 2017 年 7 月 28 日的隔夜拆借利率,通过不同分布下的 GARCH 族模型对其波动性展开分析,并以选择的较优模型为基础度量对数收益率序列的空头和多头 VaR 值,同时对 VaR 模型进行 Kupiec 回测检验判断是否有效。结果表明:上海同业拆借利率序列存在轻微的自相关性和尖峰厚尾特征,其波动具有“反杠杆效应”;VaR 模型对多头头寸而言过于保守;在 GED 分布下,ARMA(1,2) - GARCH(2,1) 和 ARMA(1,2) - TGARCH(1,1) 模型对空头的利率风险度量最有效。

关键词: GARCH 族模型; 同业拆借利率; VaR; ARMA; SHIBOR

中图分类号: F832.51 **文献标识码:** A **文章编号:** 2095 - 0098(2019)03 - 0061 - 08

一、引言

2015 年 10 月 24 日我国全面取消存款利率上限,标志着我国已经基本放开利率管制,这也是利率市场化改革的一大重要举措。随着利率市场化的不断推进,利率对市场环境的变化越发敏感,由市场化给商业银行带来的利率风险也日益突出。近年来商业银行在同业拆借市场的交易量持续上升,同业拆借利率频繁波动,同业拆借头寸面临巨大的利率风险。因此商业银行必须对利率风险进行有效度量和管理,避免利率风险带来的严重损失。传统的利率风险管理模型如利率敏感性缺口模型和持续期缺口模型的缺陷越发明显,渐失度量优势,而 VaR 模型因其优良的统计特性和便利性越来越受现代商业银行的青睐,是用来度量风险大小的主要方法。本文选用 VaR 模型并结合 GARCH 族模型对银行间同业拆借利率稍作探究。

二、文献综述

巴塞尔委员会将 VaR 模型规定为市场风险度量工具之一, VaR 模型也由此成为各国度量金融风险的可靠方法。VaR 模型源于马科维兹创立的均值-方差模型, G30 集团在研究衍生品市场基础上于 1993 年提出度量市场风险的 VaR 方法, 后由 JP. Morgan 于 1994 年提出“风险度量制”模型。国内最早是由牛昂(1997)^[1]介绍 VaR 的产生背景、计算方法并对方法的优劣性进行分析评价。之后,郑文通(1997)^[2]认为 VaR 模型可以引入我国为金融市场的风险管理提供便利,对我国金融市场建设有重要的现实意义。顾乃康(1998)^[3]在《VaR: 市场风险测定和管理的新工具》一文中指出了如何度量 VaR 以及其存在的缺陷。王春峰和万海晖等(2000)^[4]比较了各种计算 VaR 方法的适用范围,同时就 VaR 中存在的问题和未来发展方向进行了研究讨论。戴国强和徐龙炳等(2000)^[5]认为 VaR 方法应用于我国金融市场能够控制市场风险,促进货币市场的健康发展。基于 VaR 方法的统计的优势性和便利性,学者们便开始运用 VaR 方法来度量金融资产收益率所面

收稿日期: 2018 - 10 - 08

基金项目: 江苏省重点序列学科应用经济学资助(苏政办发[2014]37号)

作者简介: 余 珍(1997 -),女,安徽安庆人,硕士研究生,研究方向为金融风险管理。

临的风险。龚锐和陈仲常等(2005)^[6]在利用 VaR 模型在中国股市的应用中发现用 GED 分布能较好描述收益率厚尾特点,计算得到的 VaR 值比较准确,不足的是计算量大且繁琐;徐炜和黄炎龙(2008)^[7]通过对上证综合指数的分析认为在 t 分布下 GARCH 族模型对风险高估或低估的现象均有所缓解;李成和马国校(2007)^[8]认为我国银行间同业拆借利率较低且序列没有显著的杠杆效应, t 分布不适合捕捉 CHIBOR 序列的分布特点,GED 分布在刻画 CHIBOR 序列的分布上有较好优势;基于所选取数据的时间不同,冯科和王德全(2009)^[9]在对 CHIBOR 进行风险度量时部分否定了李成和马国校的观点,他们的研究显示 CHIBOR 序列存在明显反杠杆效应, t 分布和 GED 分布都能很好捕捉 CHIBOR 序列的尖峰后尾性;李良松(2009)^[10]选择研究 SHIBOR 隔夜算术平均利率,发现基于条件异方差模型得出的 VaR 过于保守,不适合用来度量风险;同样是对 SHIBOR 的研究,何启志(2011)^[11]以两周拆借利率作为研究对象,并结合在险价值模型和期望损失模型测度了实际损失风险,研究发现不管是在动态拟合效果方面还是在度量风险价值大小方面,GED 分布都优于 t 分布和正态分布。林江鹏和汤力等(2015)^[12]通过数学统计方法并结合金融经济运行实际,综合评估 Libor 作为基准利率的合理性和存在的问题,最后论述对 Shibor 的借鉴参考作用。

从上述文献可看出国内对全国银行间拆借利率即 CHIBOR 的研究居多,而自从 2007 年上海银行间同业拆借市场正式运行以来,并随着利率市场化程度的不断推进,我国的金融市场也不断开放,SHIBOR 有望成为市场基准利率,故本文以 SHIBOR 最基本的隔夜拆借利率为研究对象,度量 SHIBOR 收益率序列的 VaR 值。以往学者研究都是先拟合不同分布下的条件异方差模型,再在不同模型下得出 VaR 值,最后通过比较失败频率检验法得出失败率和 LR 值得出最优模型。本文将先得出最优的均值方程,再对最优均值方程进行条件异方差建模求得有效的 GARCH 族模型,最后计算 VaR 值并通过回测检验这些模型是否有效。考虑到银行间同业拆借市场拆入和拆出所面临的风险不同,本文将对分布左右尾分别进行 VaR 度量,比较空头和多头头寸的风险大小。

三、模型理论基础

(一) GARCH 族模型

ARCH 模型即“自回归条件异方差”模型,是由计量经济学家罗伯特·恩格尔于 1982 年在对英国通货膨胀指数的波动性研究中开创性提出的模型,其描述了金融时间序列模型残差项的异方差性。ARCH 模型的核心思想是: t 时刻残差项的方差依赖于 $t-1$ 时刻的残差项平方的大小。由此,一个 p 阶的 ARCH(p) 模型为:

$$\begin{aligned} y_t &= x_t' \phi + u_t, \mu_t \sim N(0, \sigma_t^2) \\ \sigma_t^2 &= E(u_t^2 | u_{t-1}, \mu_{t-2}, \dots) \\ &= \alpha_0 + \alpha_1 u_{t-1}^2 + \alpha_2 u_{t-2}^2 + \dots + \alpha_p u_{t-p}^2 \end{aligned}$$

模型由两部分组成,第一个方程式为条件均值回归模型,第二个则为条件异方差回归模型。其中 μ_t 为无序列相关的随机扰动项, σ_t^2 表示 t 时刻随机扰动项的条件异方差。第一个方程为“条件均值等式”,第二个方程为 ARCH 的核心内容“条件方差等式”。

由于 ARCH 模型为了得到很好的拟合效果,需要设定较长的滞后期数,这就会造成需要估计很多的参数,增大了计算量。基于此, Tim Bollerslev(1986)^[13]提出了广义的自回归异方差模型即 GARCH 模型。GARCH 模型在 ARCH 模型的条件方差等式中引入了 σ_t^2 的滞后项,得到 GARCH(p, q)。其一般形式如下:

$$\begin{aligned} y_t &= x_t' \phi + u_t, \mu_t \sim N(0, \sigma_t^2) \\ \sigma_t^2 &= \alpha_0 + \sum_{i=1}^p \alpha_i u_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^q \beta_j \sigma_{t-j}^2 \end{aligned}$$

其中, u_{t-i}^2 被称为 ARCH 项, σ_{t-j}^2 称为 GARCH 项, q 为 ARCH 项的阶数, p 为 GARCH 项的阶数。

由于在金融市场上,一种金融资产的收益率的条件方差经常表现出对正的和负的未预期到的收益的反应并不相同,存在着不对称性,故非对称 GARCH 模型也就应运而生。非对称 GARCH 模型包括 TGARCH 模型、EGARCH 模型等模型。其中 TGARCH 模型也叫门限 GARCH 模型,是利用虚拟变量设置门限来区分正的和负的冲击对条件波动性的影响。其一般表达式如下:

$$y_t = x_t' \phi + u_t, \tilde{\mu}_t \sim N(0, \sigma_t^2)$$

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \sum_{i=1}^p \alpha_i u_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^q \beta_j \sigma_{t-j}^2 + \sum_{k=1}^r \alpha_k' u_{t-k}^2 I_{t-k}$$

为非对称项 α_i 为非对称系数。当出现利好消息 ($u > 0$) 时 $I = 0$; 当出现利空消息 ($u < 0$) 时 $I = 1$ 。利空消息产生的影响大于利好消息, 存在波动的杠杆效应; 反之, 存在非杠杆效应, 利好消息会序列产生更大的波动。

EGARCH 模型也称为指数 GARCH 模型, 其方差等式不再研究 σ_t^2 , 而是它的对数形式。一般的 EGARCH(p, q) 模型, 即:

$$y_t = x_t' \phi + u_t, \mu_t \sim N(0, \sigma_t^2)$$

$$\ln(\sigma_t^2) = \alpha_0 + \sum_{k=1}^r \theta_k \frac{u_{t-k}}{\sigma_{t-k}} + \sum_{i=1}^p \alpha_i \frac{|u_{t-i}|}{\sigma_{t-i}} + \sum_{j=1}^q \beta_j \ln \sigma_{t-j}^2$$

方差方程式中决定了条件方差是否具有非对称反应。如果 $= 0$ 不存在非对称效应, 收益波动不会随利空、利好消息出现不同的反应; 反之, 当其大于 0 时存在反杠杆效应, 当 < 0 时存在反杠杆效应。

(二) VaR 模型理论

VaR (Value at Risk) 即“风险价值”, 基本含义是: 在给定期限水平 (置信水平) 下, 某一金融资产或证券组合价值在未来一定时期内可能遭受的最大损失。由于一般金融资产的收益率分布都具有不对称性, 要对序列分布的左右尾分别进行 VaR 值的度量。左尾代表多头头寸, 右尾代表空头头寸, 其估计方程如下:

$$\text{多头: VaR}(\alpha) = \mu + Z_\alpha \sigma$$

$$\text{空头: VaR}(1 - \alpha) = \mu + Z_{1-\alpha} \sigma$$

其中 μ 和 σ^2 分别为模型中收益率序列的条件均值和条件方差的向前一步预测值; Z_α 和 $Z_{1-\alpha}$ 分别为多头和空头的 α 分位数。要特别注意, 在自由度为 v 的标准学生 t 分布下收益率序列的多头和空头 VaR 将有所不同。

$$\text{多头: VaR}(\alpha) = \mu + \frac{Z_\alpha \sigma}{\sqrt{\frac{v}{v-2}}} \quad \text{空头: VaR}(1 - \alpha) = \mu + \frac{Z_\alpha \sigma}{\sqrt{\frac{v}{v-2}}}$$

四、实证结果及分析

(一) 数据选取与检验

本文选取 2013 年 1 月 4 日至 2017 年 7 月 28 日上海银行间同业拆借利率中的隔夜拆借利率数据作为样本, 共 1142 个。数据来源于上海银行间同业拆放利率官网, 采用 EVIEWS8.0 软件进行数据处理。

1. 序列平稳性检验

由于原始数据序列具有不平稳性 (见图 1), 故对隔夜拆借 SHIBOR 取对数并进行一阶差分处理, 即得到对数收益率: $R_t = \ln \text{SHIBOR}_t - \ln \text{SHIBOR}_{t-1}$ 其中 SHIBOR_t 、 SHIBOR_{t-1} 分别为第 t 天和第 $t-1$ 天的隔夜拆借利率, R_t 为得到的隔夜拆借利率对数收益率序列。

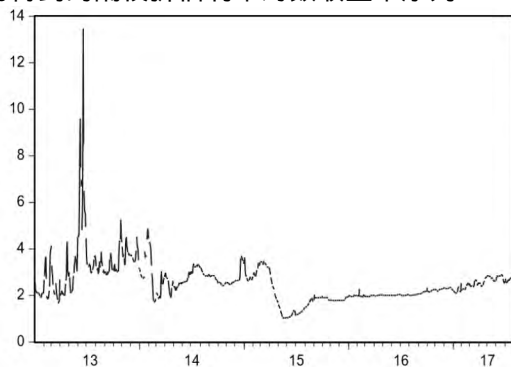


图1 SHIBOR 序列图

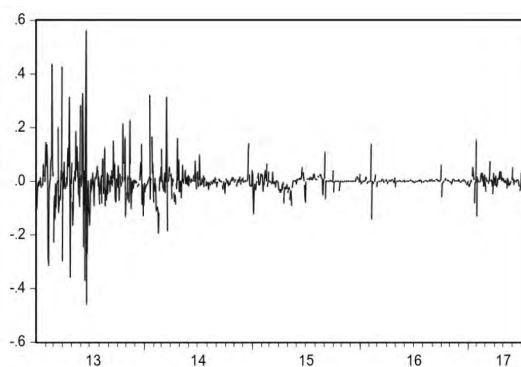


图2 对数收益率图

收益率序列折线图(见图 2)所示已经消除了明显的趋势性,同时也表明对数收益率存在波动集群性。再对 R_t 进行 ADF 检验,检验结果如表 1,三种检验形式下得到的 ADF 统计量值均小于对应的 1%、5%、10% 临界值,同时 p 值均为 0,拒绝原假设,则 R_t 不存在单位根,序列是平稳的。

表 1 ADF 检验结果

检验形式	含有截距项	含有截距项和趋势项	不含截距项和趋势项
ADF	-27.37462	-27.36255	-27.38644
P 值	0	0	0
1%	-3.435871	-3.966117	-2.566992
5%	-2.863866	-3.413759	-1.941101
10%	-2.568059	-3.128949	-1.616512

2. 序列正态性检验

R_t 对数收益率序列的正态性可以通过 Q-Q 图来判断,也可以根据序列的描述性统计来分析。Q-Q 图是将序列的实际分位数描绘在图形上,若对数收益率数据服从正态分布,则数据都显示在一条直线上;反之,则会出现弯曲现象。 R_t 对数收益率序列的 Q-Q 图如下(图 3):数据的排列呈现出“S”型弯曲状态,说明序列不服从正态分布,存在厚尾现象。同时,序列的描述性统计结果如表 2 所示, R_t 序列偏度值大于零,故为右偏分布;峰度值为 27.8198 大于正态分布的峰度值 3,说明序列分布呈现尖峰厚尾的特性。综上所述, R_t 收益率序列不服从正态分布,其分布有明显的“尖峰厚尾”现象。

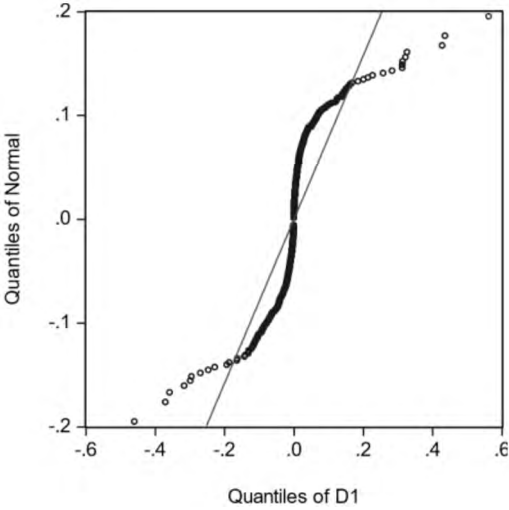


图 3 对数收益率 Q-Q 图

表 2 描述性统计表

均值	标准差	偏度	峰度
8.43×10^{-5}	0.0586	1.0580	27.8198

3. 序列相关性检验

序列的相关性就是指时间序列相互之间的依存关系。通过 EVIEWS 软件进行相关性检验:从自相关函数和偏自相关函数图直观的判断 R_t 序列的自相关数据以及偏自相关数据是否显著异于 0。如果显著异于 0,则表示序列存在相关性。同时我们可以根据统计量 Q 及其对应的 P 值来判断,当 P 值大于显著水平 0.05,则不拒绝原假设,即不存在显著地序列相关性,否则拒绝原假设。

R_t 序列的相关性检验结果显示(见表 3):滞后一阶的自相关系数 AC 和偏相关系数 PAC 都为 0.207,滞后五阶的 AC 和 PAC 分别为 0.005 和 0.009,滞后 15 阶的 AC 和 PAC 分别为 -0.006 和 0.005,且 P 值为 0,表明对数收益率序列存在微弱相关性。

表 3 相关系数表

滞后阶数	AC	PAC	Q 统计量	P 值	滞后阶数	AC	PAC	Q 统计量	P 值
1	0.207	0.207	49.153	0	19	-0.091	-0.071	125.45	0
2	-0.020	-0.066	49.633	0	20	-0.027	-0.003	126.29	0
3	-0.066	-0.050	54.575	0	21	-0.063	-0.052	130.94	0
4	-0.031	-0.008	55.659	0	22	-0.049	-0.027	133.72	0

滞后阶数	AC	PAC	Q 统计量	P 值	滞后阶数	AC	PAC	Q 统计量	P 值
5	0.005	0.009	55.683	0	23	0.014	0.040	133.95	0
6	-0.053	-0.064	58.945	0	24	-0.011	-0.059	134.09	0
7	-0.003	0.022	58.953	0	25	0.017	0.007	134.42	0
8	-0.053	-0.063	62.178	0	26	0.071	0.051	140.28	0
9	-0.077	-0.062	68.966	0	27	0.055	0.016	143.81	0
10	-0.121	-0.103	85.793	0	28	-0.019	-0.061	144.26	0
11	0.017	0.059	86.140	0	29	-0.043	-0.033	146.45	0
12	0.101	0.067	97.844	0	30	-0.073	-0.065	152.73	0
13	0.080	0.038	105.33	0	31	-0.067	-0.044	157.97	0
14	0.016	-0.008	105.64	0	32	0.033	0.055	159.25	0
15	-0.006	0.005	105.68	0	33	0.021	0.014	159.78	0
16	-0.055	-0.067	109.24	0	34	0.025	0.005	160.49	0
17	0.002	0.029	109.24	0	35	-0.008	-0.006	160.57	0
18	-0.075	-0.100	115.75	0	36	-0.087	-0.082	169.49	0

4. 序列异方差 ARCH 效应检验

R_t 序列波动有一定持续性(见图 2),具有波动集群现象,一段时间内大的波动,一段时间内小的波动,表明对数收益率序列有条件异方差。

在进行 ARCH 效应检验前,首先要建立均值方程模型。通过反复检验测试,发现 AR(1)、AR(2)、MA(1)、ARMA(1,2)、ARMA(2,1)有较好的拟合效果,再根据 AIC 和 SC 法则,发现 ARMA(1,2)的 AIC/SC 最小,故选择 ARMA(1,2)为对数收益率序列的均值方程。均值方程表达如下:

$$R_t = 0.9620R_{t-1} + u_t - 0.7607u_{t-1} - 0.2304u_{t-2} \quad (u_t \text{ 为无序列相关的随机扰动项})$$

下面对均值方程的残差项进行滞后一阶 ARCH 效应检验,检验结果如表 4 显示:P 值为 0 小于显著性水平,拒绝不存在 ARCH 效应的原假设,证明了上述残差序列存在 ARCH 效应的结论。

表 4 ARCH 效应检验

F 统计量	299.3694	P 值	0
Obs* R-squared	237.3914	P 值	0

通过上面的检验, R_t 对数收益率序列是平稳的,不服从正态分布,且存在微弱相关性和异方差 ARCH 效应,因此可以对这个序列进行 GARCH 族模型建模。对于模型中阶数的确定,遵循 AIC 和 SC 最小法则。

(二) 模型建立与选择

基于上述 ARMA(1,2)均值方程,建立条件异方差模型。按 AIC 和 SC 最小原则在正态分布、 t -分布和 GED 分布下进行反复试验和对比,找出合适的 GARCH 族模型,以消除其高阶 ARCH 效应。最后发现表 4 ARCH 效应检验 t -分布并不适合用于描绘对数收益率序列 R_t ,表 4 ARCH 效应检验,并找出 GARCH(2,2)-N, GARCH(2,1)-GED, TGARCH(1,1)-N, TGARCH(1,1)-GED 这四种模型有相较其他模型有更小的 AIC 和 SC,且方程系数都显著,故这四种模型有较好的拟合效果。

模型检验结果如表 5 所示:SHIBOR 的隔夜拆借利率的波动率受前期波动率的影响显著,并具有持续性特征。GED 分布的 AIC 小于正态分布下的 AIC,说明 GED 分布下的模型更有优势,但其是否继续在 VaR 度量下有优势有待下面继续讨论。TGARCH 模型的非对称项系数小于 0,说明利空消息产生的影响小于利好消息,利好消息往往会给同业拆借利率带来更大的波动。

对数收益率序列波动的“反杠杆效应”显示商业银行在同业拆借市场交易时要审时度势,全面分析市场环境,不能过于乐观,以防发生稍有利好消息就盲目投资的现象。

表 5 模型参数估计结果

参数	GARCH(2,2) - N	GARCH(2,1) - GED	TGARCH(1,1) - N	TGARCH(1,1) - GED
	0.2778	0.4476	1.0131	0.4508
ω_1	0.2006	-0.0357	-0.5860	-0.0636
ω_2	0.1755	0.0143	-0.2060	0.0378
α_0	3.9×10^{-5}	7.04×10^{-5}	5.10×10^{-5}	5.44×10^{-5}
α_1	0.3592	2.2227	1.5186	3.0834
α_2	0.0781	—	—	—
β_1	-0.0579	0.1736	0.5559	0.4294
β_2	0.7215	0.1725	—	—
γ	—	—	-1.2675	-2.0560
ν	—	0.5251	—	0.5387
AIC	-4.2458	-5.3029	-4.2545	-5.3135

其中 θ 、 ω_1 、 ω_2 分别为均值方程的自回归系数与移动平均滞后 1、2 阶的系数; α_0 为方差方程的常数项, α_1 、 α_2 为 ARCH 项系数 β_1 、 β_2 为 GARCH 项系数 γ 为非对称项系数 ν 为自由度; “—”表示空。

最后,为了证明上述模型的方差方程估计是否合理,还需要对模型的残差进行异方差 ARCH 效应检验,检验结果如下(表 6):四种模型的 F 统计量较小,对应的 p 值大于显著性水平,接受不存在 ARCH 效应的原假设,故模型能较好的描述对数收益率序列的异方差现象,进而准确的描绘利率的波动。

表 6 ARCH 效应检验

模型	GARCH(2,2) - N	GARCH(2,1) - GED	TGARCH(1,1) - N	TGARCH(1,1) - GED
F 统计量(P 值)	1.1308(0.2878)	0.005412(0.9414)	0.018335(0.8923)	0.004834(0.9446)
Obs* R-squared(P 值)	237.3914(0.2874)	0.005422(0.9413)	0.018367(0.8922)	0.004842(0.9445)

(三) VaR 计算与回测

对数收益率的波动性意味着同业拆借市场存在着不能忽视的利率风险,故商业银行能准确预估可能遭受的最大损失有着重要的现实意义。本文在得出能有效刻画对数收益率波动性的模型后,我们可以据此来估计风险的大小。首先,在计算 VaR 前要根据模型做一步向前预测得到均值 μ 和方差 σ^2 ;其次,在 EViews 的程序栏计算得到正态分布和 GED 分布下的 α 分位数;最后,利用 VaR 的计算公式分别得出不同模型下空头和多头的 VaR 值。当然,计算得出的结果只是一个预估值,还需要通过回测检验判断构建的 VaR 模型是否有效。

本文采用 Kupiec(1995)提出的基于失败频率的似然比率检验法进行回测检验,其基本思想是:假设实际测试天数为 T ,实际失败天数为 N ,则失败频率 $P = N/T$ 。在给定显著性水平 α 下,若 $P > \alpha$,则表明实际失败天数大于期望的失败天数,VaR 偏小不能完全覆盖利率风险;若 $P < \alpha$,则实际失败天数小于期望失败天数,VaR 偏大超过了商业银行可能面对的最大损失。所以 P 过大和过小都说明模型无效,不能准确刻画对数收益率波动带来的利率风险。Kupiec 回测检验的 LR 统计量的基本公式如下:

$$LR = 2 \ln \left[\left(1 - \frac{N}{T} \right)^{T-N} \times \left(\frac{N}{T} \right)^N \right] - 2 \ln [(1 - \alpha)^{N-T} \times \alpha^N]$$

其中,期望失败天数等于实际预测天数与显著性水平的乘积;失败天数是通过将对数收益率与预估的 VaR 值进行比较而得到的,空头头寸的失败天数为对数收益率大于预估的 VaR 的天数,多头头寸的失败天数为对数收益率小于预估 VaR 的天数。Kupiec 回测检验的零假设为 $P = \alpha$, LR 统计量服从自由度为 1 的 X^2 分布,故在置信水平为 95% 时, α 分位数为 3.841。若计算所得的 $LR > 3.841$,则拒绝原假设,所估计的 VaR 模型无效;反之,模型有效。表 7 所示的是 VaR 的统计结果以及回测检验的结果。

表 7 VaR 值与回测结果

模型	TGARCH(1,1) - N	TGARCH(1,1) - G	GARCH(2,2) - N	GARCH(2,1) - G
置信水平	0.95	0.95	0.95	0.95
分位数	1.64	1.4250	1.64	1.4105
期望失败天数	57	57	57	57

模型		TGARCH(1,1) - N	TGARCH(1,1) - G	GARCH(2,2) - N	GARCH(2,1) - G
空头头寸 VaR	VaR 均值	0.0789	0.0797	0.0729	0.0791
	VaR 标准差	0.1253	0.1423	0.0908	0.1335
	失败天数	37	60	40	59
	失败率/%	3.25	5.26	3.51	5.18
	LR	8.39	0.16	5.93	0.07
多头头寸 VaR	VaR 均值	-0.0790	-0.0796	-0.0728	-0.0790
	VaR 标准差	0.1057	0.1316	0.0933	0.1327
	失败天数	30	37	34	31
	失败率/%	2.63	3.25	2.98	2.72
	LR	16.16	8.39	11.35	14.85

回测结果显示:不同分布的 GARCH 族模型的 VaR 值没有明显差异。对空头头寸而言, TGARCH(1,1) - N 模型和 GARCH(2,1) - N 模型的 LR 值明显大于 3.841, 且失败率明显小于显著性水平 5%, 所以这两个模型无效, 高估了上海银行间同业拆借市场所面临的利率风险; TGARCH(1,1) - G 模型和 GARCH(2,1) - G 模型的 LR 小于 3.841, 两者的失败率比显著性水平 5% 稍微高出, 基本接近 5%, 失败天数与期望失败天数十分相近, 可以认定这两个模型通过回测检验, 是有效的模型, 能正确预估利率风险。可见, GED 分布比正态分布更适合捕捉对数收益率序列的波动性, 从而准确预估上海银行间同业拆借市场的利率风险, 故商业银行可以据此来合理安排投资。

对多头头寸而言, TGARCH(1,1) - N、TGARCH(1,1) - G、GARCH(2,2) - N、GARCH(2,1) - G 这四个模型的 LR 值普遍高于 3.841, 失败率也普遍低于显著性水平, VaR 值偏高, 所以这四个模型对多头头寸的风险评估无效。

比较空头头寸和多头头寸的回测结果, 发现所建立的模型更适合空头寸的同业拆借利率的风险评估, 并不适合多头头寸。结合对数收益率的“反杠杆效应”, 说明当上海同业拆借市场出现利好消息时, 由于利率波动带来很大的影响, 同业拆借市场的成员不能盲目的以隔夜拆借利率进行资金的拆入并在一天后再拆出资金。

五、结论与建议

本文以上海银行间同业拆借市场的隔夜拆借利率为研究对象, 对其 2013 年 1 月 4 日至 2017 年 7 月 28 日的数据进行分析, 建立 GARCH 族模型来捕捉序列的波动特性, 并选择较优的模型研究上海同业拆借市场利率的利率风险。下面是得出的一些结论并提出对应建议。

一方面, 通过对上海银行间同业拆借市场的隔夜拆借利率的对数收益率的研究, 可以推出 SHIBOR 有较强的波动性和自相关性。实证研究表明, 基于 ARMA(1,2) 模型的条件异方差模型中 t 分布下的模型不适合捕捉 SHIBOR 的波动性特征, 并得出 GARCH(2,2) - N、GARCH(2,1) - GED、TGARCH(1,1) - N、TGARCH(1,1) - GED 能有效刻画异方差性。同时, 从 TGARCH 模型的非对称项系数小于零可知收益率序列具有反杠杆效应, 利好消息往往比利空消息带来的波动更大, 故上海银行间市场成员要综合分析市场局势, 谨慎投资。

另一方面, 在 GARCH(2,2) - N、GARCH(2,1) - GED、TGARCH(1,1) - N、TGARCH(1,1) - GED 模型的基础上, 依据 VaR 计算公式得出最大损失。Kupiec 失败频率检验法得出的失败率和 LR 值表明多头头寸的预估风险过于保守, 高估了利率风险, 模型不适合度量多头头寸的风险。同时, GED 分布下的 GARCH、TGARCH 模型能有效度量的空头头寸的 VaR, 而正态分布下的模型没有优势。

在利率市场化改革由且改且进走向水到渠成的背景下, 存款利率上限的放宽使银行业所承受的压力不断加重, 迫使银行业对同业资金更加依赖。与此同时, 利率的波动由缓趋急, 故银行业对利率风险度量并进行风险管理越发重要。在上述的 SHIBOR 序列图中(图 1), 不难看出 2013 年 6 月上海银行间隔夜拆借利率大幅飙升, 追其原因主要是突然的去杠杆操作使得同业拆借市场陷入“钱荒”, 这也警告着我们利率的波动具有突发性, 带来巨大的不可预测风险。银行业在度量利率风险时, 要建立有效的 VaR 模型, 若模型高估 VaR 值, 那么银行就会计提过多的风险准备金, 从而降低了资金的流动性; 反之, 若模型低估 VaR 值, 就不能

完全覆盖利率风险,银行就不能计提充足的风险准备金及时应对风险。寻找有效的 VaR 模型度量利率风险对银行间同业拆借成员就有着重要的现实意义。所以,金融市场要建立健全的监管体制,监管部门要相互积极配合,要及时并完整披露市场数据,以便市场参与者基于这些数据运用 VaR 模型及时准确估计模型的参数,预估在险价值大小并通过回测检验判断风险预估的有效性,从而能积极采取预防措施,避免风险带来巨大损失。

参考文献:

- [1]牛昂. VALUE AT RISK: 银行风险管理的新方法[J]. 国际金融研究,1997(4):61-65.
- [2]郑文通. 金融风险管理的 VAR 方法及其应用[J]. 国际金融研究,1997(9):58-62.
- [3]顾乃康. VaR: 市场风险测定和管理的新工具[J]. 广东金融,1998(1):9-10.
- [4]王春峰,万海晖,张维. 金融市场风险测量模型——VaR[J]. 系统工程学报,2000(1):67-75.
- [5]戴国强,徐龙炳,陆蓉. VaR 方法对我国金融风险管理的借鉴及应用[J]. 金融研究,2000(7):45-51.
- [6]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[J]. 数量经济技术经济研究,2005(7):67-133.
- [7]徐炜,黄炎龙. GARCH 模型与 VaR 的度量研究[J]. 数量经济技术经济研究,2008(1):120-132.
- [8]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(5):62-77.
- [9]冯科,王德全. 同业拆借利率的 ARMA-GARCH 模型及 VaR 度量研究[J]. 中央财经大学学报,2009(11):40-45.
- [10]李良松. 上海银行间同业拆放利率 VaR 的有效性研究[J]. 金融研究,2009(9):110-122.
- [11]何启志. 上海银行间同业拆放利率的风险测度[J]. 管理科学,2011(1):72-81.
- [12]林江鹏,汤力,石涛. Libor 作为基准利率的合理性及缺陷研究——兼论对我国 Shibor 的借鉴[J]. 金融教育研究,2015(6):3-11.
- [13]Tim Bollerslev. Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity[J]. Journal of Econometrics,1986(1):307-327.

The Measurement Research of Inter-bank Offered Rate based on VaR Technology

SHE Zhen, DONG Chun

(School of Economics and Finance, Nanjing Audit University, Nanjing, Jiangsu 211815, China)

Abstract: With the deepening of opening to the outside world, the marketization of interest rates in our country has entered a new journey, and interest rate risk management is particularly important. Since the official operation of the interbank borrowing market in Shanghai in 2007, the interbank offered rate in Shanghai has come close to the benchmark interest rate in the financial market. The improvement of its status also means that the accurate measurement of its risk is crucial. In this paper, the interbank borrowing market interest rate in Shanghai was chosen as the study object. The overnight interbank borrowing rates from January 4, 2013 to July 28, 2017 were selected. The volatility was analyzed by the GARCH family model under different distributions. Based on the selected optimal model, the short and long VaR values of the logarithmic return rate series are measured, and the Kupiec backtesting test is performed to determine whether the VaR model is valid. The results show that there is a weak autocorrelation and spike-tailedness in the Shanghai Interbank Offered Rate series, and the fluctuations have “anti-leverage effect”; VaR model is too conservative for long positions; under GED distribution, ARMA(1,2)-GARCH(2,1) and ARMA(1,2)-TGARCH(1,1) models are most effective in measuring short-term interest rate risk.

Key words: GARCH family model; interbank rate; VaR; ARMA; SHIBOR

(责任编辑: 沈 五)