

上海银行间同业拆放利率波动测度及风险防范

——基于 CAViaR 模型的实证分析

曾裕峰¹，李 霜²，李彩云³

(1. 华中科技大学经济学院，湖北 武汉 430074；

2. 武汉轻工大学经济与管理学院，湖北 武汉 430032；

3. 深圳证券交易所博士后工作站，广东 深圳 518038)

摘 要：随着我国利率市场化持续推进和金融对外开放程度进一步提高，利率风险管理对市场主体持续稳定经营越来越重要。本文以四种短期 Shibor 为研究对象，构建了基于 CAViaR 模型的 Shibor 风险测度 VaR 模型，并运用似然比检验和动态分位数检验方法对各个模型进行后验分析，最后研究了不同期限利率风险的动态特征与差异。研究结果发现，CAViaR 模型的风险预测效果优于传统的 GARCH 族模型，其中 SAV 模型的风险识别能力最强；期限为 1 周的利率波动风险最大，而 1 个月的利率波动风险最小；Shibor 在央行连续上调基准利率时利率波动风险放大，而在央行频繁下调基准利率时利率波动风险减小。

关键词：利率市场化；利率风险；Shibor；CAViaR；VaR

中图分类号：F830.9，F832.1

文献标识码：A

文章编号：1007-9041-2015(2)-0083-05

2007 年 1 月 4 日，上海银行间同业拆放利率（Shibor）正式推出。经过约八年的培育发展，Shibor 成为我国金融市场重要的指标性利率和金融机构对金融资产定价的基准。比如利率互换、远期利率协议、票据贴现和短期融资券等广泛采用了与 Shibor 挂钩的定价机制。但是，随着我国利率市场化持续推进和金融对外开放程度进一步提高，各个金融市场主体（尤其是商业银行）面临国内外市场不确定因素冲击明显增多，利率波动更加频繁和剧烈，利率风险随之增加。因此，寻找一种行之有效的利率风险管理工具显得至关重要。目前，我国商业银行应对利率风险的主要工具是静态利率敏感性缺口模型和持续期模型，其管理利率风险的能力尚处于较低水平（谢四美，2014）。鉴于此，本文引入国际上比较前沿的 CAViaR 模型来探讨对我国利率风险进行管理，重点考察上海银行同业拆借市场利率风险变动特征，旨在为我国监管部门、金融机构以及投资者规避利率风险提供决策参考。

一、文献回顾

J.P. Morgan（1997）提出的 VaR 方法已经成为国际金融机构度量金融风险的标准方法之一。Trenca 和 Mutu（2009）以世界三大基准利率数据为样本，分别采用 EMWA 和 GARCH 模型测度了单个资产和整个资产组合的 VaR 值。Ferreira 和 Lopez（2005）采用多种波动率

收稿日期：2014-12-01

作者简介：曾裕峰（1990-），男，江西人，华中科技大学经济学院硕士研究生；

李 霜（1983-），女，湖北人，博士，供职于武汉轻工大学经济与管理学院；

李彩云（1986-），男，湖北人，博士，深圳证券交易所博士后工作站在站博士后。

模型对国际利率资产组合进行研究,结果显示无论是基于样本外失败率检验还是监管资本要求,最简单的 EWMA-Normal 模型是最有效的。Wu 和 Shieh (2007) 考虑到利率期限的长期记忆性,对比了 FIGARCH 模型和 GARCH 模型在正态分布、t 分布和有偏 t 分布假设下的 VaR 估计结果,研究发现有偏 t 分布下 FIGARCH 模型的预测结果更准确。

在利用 VaR 方法度量 Shibor 风险方面,国内学者也进行了有益的探索。杨爱军和高雷 (2011) 针对 Shibor 收益率变量具有偏态、厚尾等特征,提出采用广义双曲线分布来拟合收益率序列,利用蒙特卡洛模拟方法来计算相应的 VaR 值和 ES 值。何启志 (2011) 等将利率期限结构引入到利率风险度量模型中,研究发现 GED 分布相比正态分布和 t 分布更适合刻画 Shibor 的分布特征,Shibor 收益序列具有均值回复特征和反杠杆效应。上述结论同样得到何晓光和黄德全 (2014) 研究的支持。王宣德和陈艳 (2014) 使用 Hurst 指数捕捉 Shibor 的分形特征,使用扩展后的 ARFIMA-FIGARCH 模型对 Shibor 中隔夜和 7 日利率收益率序列的波动风险进行建模,结果表明考虑收益率具有分形特征的 ARFIMA-FIGARCH 模型比其他 GARCH 族模型的预测效果更好。李旭超和蒋岳祥 (2014) 通过将极值理论嵌入到 GARCH 模型中,估算出 Shibor 的动态 VaR 和 CVaR,结合我国央行货币政策的调整,分析了 Shibor 风险的动态变化趋势。

综上所述,国内关于 Shibor 风险的研究主要是围绕 GARCH 族模型展开的。采用 GARCH 族模型计算 VaR 需要先验设定收益率变动的分布和波动的形态,如果实际数据特征与假设不匹配则会造成估计结果的偏差 (刘向丽, 2008)。据此,本文采用由 Engle 和 Manganelli (2004) 提出的 CAViaR 模型,该方法不对收益分布做任何假设,直接考察收益分布的尾部行为特征。特别是对于不服从正态分布的数据而言,具有显著的优势。

相比国内关于 Shibor 风险防范的现有文献,本文的研究特色包括以下几个方面:一是首次采用 CAViaR 模型对 Shibor 进行风险度量,并对 Shibor 推出至今的风险变化特征进行动态分析;二是选取当前已充分发挥基准利率地位的四种短期利率,并比较了四种短期利率的基本特征和风险管理等的差异;三是在 Kupiec 似然比检验的基础上增加了反映测度失败事件之间相关性的动态分位数检验 (即 DQ 检验)。

二、研究方法

(一) CAViaR 模型及估计方法。

Engle 和 Manganelli (2004) 认为既然股票收益率具有序列自相关性,而 VaR 的本质就是收益率序列的某一特定分位点,那么可以利用条件自回归方程直接对 VaR 进行建模,从而提出了 CAViaR 模型。同时,他们还给出了四种特殊形式的模型,其中 Adaptive 模型在实证检验结果中表现最差,且被拒绝的概率最大。因此,本文主要侧重分析以下三种模型:

$$\text{SAV 模型: } f_i(\beta) = \beta_1 + \beta_2 f_{i-1}(\beta) + \beta_3 |y_{i-1}| \quad (1)$$

$$\text{AS 模型: } f_i(\beta) = \beta_1 + \beta_2 f_{i-1}(\beta) + \beta_3 (y_{i-1})^+ + \beta_4 (y_{i-1})^- \quad (2)$$

$$\text{IGARCH 模型: } f_i(\beta) = -(\beta_1 + \beta_2 f_{i-1}^2(\beta) + \beta_3 y_{i-1}^2)^{1/2} \quad (3)$$

其中, $(y_{i-1})^+$ 和 $(y_{i-1})^-$ 分别表示滞后一期收益率的正部和负部, $f(\beta)$ 表示收益率的条件分位数。方程 (1) 和 (3) 假设过去正负收益对未来风险的影响是对称的, AS-CAViaR 模型本质上是 SAV-CAViaR 模型的一般形式,它反映了正负收益率对未来 VaR 值的非对称效应。

上述 SAV-CAViaR 模型、AS-CAViaR 模型和 IGARCH 模型的估计均需要使用由 Koenker 和 Bassett (1978) 提出的分位数回归思想,采用最小绝对离差法 (即 LAD) 估计。LAD 法采用优化算法估计参数,具体优化的目标函数为:

$$M \min_{\beta} \frac{1}{T} \sum_{i=1}^T [\theta - I(y_i < f_i(\beta))][y_i - f_i(\beta)], \quad 0 < \theta < 1 \quad (4)$$

其中, θ 表示回归的样本分位数。相比均值回归,它能充分刻画自变量 X 对于因变量 Y

分布的位置、刻度和形状的影响。在残差序列服从正态分布的情况下,分位数回归的估计效率只会遭受很小的损失。针对不服从正态分布的时间序列,特别是针对具有“尖峰厚尾”性质的收益率时间序列,它能准确地捕捉到分布的尾部特征,因而使得分位数回归系数的估计结果比普通最小二乘法具有更强的稳健性。

(二) 后测检验方法。

1. 似然比检验。

为了检验上述各模型的动态 VaR 预测精度, Kupiec (1995) 提出了一种 VaR 失败率的似然比检验方法,在模型没有误设的原假设下,构造似然比的非条件检验统计量:

$$LR = -2\ln[(1-p)^{N-n} \times p^n] + 2\ln[(1-n/N)^{N-n} \times (n/N)^n] \xrightarrow{d} \chi^2(1) \quad (5)$$

其中, P 为显著性水平, N 为预测的样本总数, n 为预测样本中的击中次数。通过 (5) 式可知到 Kupiec 检验量是刻画实际击中次数与理论击中次数接近程度的指标。当 LR 统计量大于给定置信水平下卡方分布的临界值时,则拒绝原模型;反之,则接受原模型。

2. 动态分位数检验。

Kupiec 似然比检验只是检验实际测度失败比率与假定比率是否一致。进一步的研究表明,如果发生 VaR 预测失败的观测值之间具有明显的相关性,那么有可能发生连续超过 VaR 的损失,这将给投资者带来损失。也就是说,精确可靠的风险测度模型的击中序列应该是无自相关的。因此,除了检验失败比率以外,还应检验 VaR 失败值之间是否存在相关性 (Engle 和 Manganelli, 2004; 林宇, 2011)。为此, Engle 和 Manganelli (2004) 提出了动态分位数检验 (即 DQ 检验)。以多头风险为例,该检验首先定义一个新的击中序列:

$$Hit_{\theta,t} = I(y_t < -VaR_t) - \theta \quad (6)$$

其中, θ 为给定的分位数。当 $y_t < -VaR_t$ 时, $Hit_{\theta,t} = 1 - \theta$; 当 $y_t > -VaR_t$ 时, $Hit_{\theta,t} = -\theta$ 。显然,如果模型参数估计正确,那么 $E(Hit_{\theta,t} | \Omega_{t-1}) = 0$ 。这说明 $Hit_{\theta,t}$ 对于任何滞后的 $Hit_{\theta,t-k}$ 以及预测的 VaR_{t-k} 都应不具备相关性,由此构造如下回归方程:

$$Hit_{\theta,t} = \beta_0 + \beta_1 Hit_{\theta,t-1} + \beta_2 Hit_{\theta,t-2} + \dots + \beta_p Hit_{\theta,t-p} + \beta_{p+1} VaR_t + u_t \quad (7)$$

把上述模型表述成矩阵形式: $Hit_{\theta,t} = X\beta + u_t$, 其中, X 是 $T \times K$ 矩阵向量。借鉴淳伟德等 (2013) 的做法,取 $p=5, K=7$ 。在原假设 $\beta=0$ 的情况下,构造 DQ 检验统计量为:

$$DQ = \frac{\hat{\beta}_{ols}' X' X \hat{\beta}_{ols}}{\theta(1-\theta)} \rightarrow \chi^2(K) \quad (8)$$

三、实证分析

(一) 数据来源及描述性统计。

本文选用 Shibor 品种中隔夜、1 周、2 周和 1 个月四个短期利率品种作为实证研究的对象,样本期为 2007 年 1 月 4 日到 2014 年 8 月 18 日,总共 1905 个样本点。样本数据均来源于 Wind 数据库。

表 1 Shibor 样本的描述性统计结果

品种	均值	最大值	最小值	标准差	偏度	峰度	J-B值	ADF值
隔夜	0.0004	0.7759	-1.0782	0.0992	-0.0744	22.290***	25872.6***	-39.718***
1周	0.0004	0.7795	-1.2333	0.1082	-0.9481***	20.954***	29538.1***	-23.887***
2周	0.0003	0.7323	-1.5153	0.0944	-2.2197***	47.590***	159411.6***	-19.699***
1个月	0.0003	0.2976	-0.7899	0.0498	-3.1773***	57.476***	238764.9***	-23.714***

注:“***”表示在 1% 的显著性水平下显著。

由表 1 结果可以看出,隔夜与 1 周这两个期限较短的利率变动率均值要大于 2 周和 1 个月这两个期限较长的利率品种;1 个月的方差最小,且其波动上下幅度也是最小,可能是因为利率中端市场交易不活跃以及短期资金供需缺口状况对报价行中期利率影响较弱。另外,1

周的波动幅度最大,隔夜和2周的波动幅度居中,而1个月的波动幅度最小。从偏度系数和峰度系数来看,除隔夜的偏度不显著外,其他收益率时间序列的相关检验都是显著的,并且期限越长,“左偏”和“厚尾”的特征越明显。J-B统计值表明四个时间序列都拒绝正态分布的原假设,ADF单位根检验结果发现所有变量均在1%显著性水平下拒绝存在单位根。

(二) 模型估计结果。

分位回归函数值(即RQ值)为目标函数(4)的计算值,其值越小说明模型拟合的效果越好。限于篇幅,本文只给出Shibor隔夜拆借利率的VaR估计结果,由表2可得出以下结论:一是各模型在相同分位数下的RQ值相差不大,其中AS模型具有最小的RQ值,而IGARCH模型的RQ值最大;二是 β_2 系数在1%显著性水平下显著不为零,这说明尾部分位数的波动聚集效应是显著存在的,而且它的值均保持在0.65以上,表明VaR具有较强的短期记忆性;三是针对无杠杆效应的SAV模型和IGARCH模型, β_3 系数均显著,说明利率的波动会对VaR产生显著影响,而对于具有杠杆效应的AS模型,利率的上涨和下跌对条件VaR的冲击程度是不对称的。此外,从前期收益对下一期VaR的影响方向来看,利率的上涨和下跌均会显著地加大下一期的利率风险。

(三) 后测检验结果。

表3和表4给出了各模型检验的P值。另外,为了进行更充分的对比,本文同时还引入了两个常见的GARCH族模型:GARCH(1,1)模型和GJR(1,1)模型。至于收益的分布,这里仅考虑正态分布的情况。

由后测检验结果可以得出以下结论:第一,四种短期Shibor的预测效果并没有表现出实质性的差异,相对而言,模型对2周利率动态特征的刻画能力最强,对1个月的预测效果最差。第二,较高置信水平(即99%)下风险预测结果比常规置信水平(即95%)更具有明显优异的风险测度能力。在99%置信水平下,仅出现4次拒绝原模型的结果;在95%置信水平下,却出现了20次拒绝原假设的结果。第三,无论是根据拒绝原假设的次数还是统计量P值的大小,均可发现CAViaR模型表现出比GARCH族模型绝对优越的风险预测能力,特别是在

表2 Shibor隔夜利率的CAViaR模型估计结果

分位数	SAV模型		AS模型		IGARCH模型	
	5%	1%	5%	1%	5%	1%
β_1	-0.001*	-0.006**	0.000	-0.005	0.000	0.000
	(0.001)	(0.003)	(0.001)	(0.004)	(0.000)	(0.000)
β_2	0.670***	0.787***	0.780***	0.880***	0.655***	0.783***
	(0.014)	(0.024)	(0.010)	(0.020)	(0.011)	(0.044)
β_3	-0.726***	-0.887***	-0.723***	-0.770***	0.848***	2.245***
	(0.038)	(0.052)	(0.013)	(0.042)	(0.042)	(0.488)
β_4	-	-	-0.185*** (0.025)	-0.028 (0.079)	-	-
RQ值	17.018	5.773	16.251	5.084	17.250	6.024

注:“*”、“**”和“***”分别表示系数在10%、5%和1%的显著性水平下显著。括号里的数值是对应系数的估计标准误差。

表3 VaR的Kupiec似然比检验结果

品种	95%置信水平				99%置信水平			
	隔夜	1周	2周	1个月	隔夜	1周	2周	1个月
SAV	0.9790	0.9790	0.8952	0.8952	0.9908	0.8282	0.8072	0.9908
AS	0.9790	0.9372	0.9790	0.9790	0.8282	0.9908	0.8072	0.9908
IGARCH	0.5493	0.6952	0.8952	0.6952	0.3784	0.8282	0.8072	0.8072
GARCH	0.0000	0.0077	0.0054	0.0000	0.5074	0.0116	0.1911	0.6306
GJR	0.0000	0.0788	0.0012	0.0000	0.1294	0.0066	0.6587	0.5074

注:表中数字为后测检验量的P值,该值越大,表明该模型计算的VaR精确度越高。

表4 VaR的动态分位数检验结果

品种	95%置信水平				99%置信水平			
	隔夜	1周	2周	1个月	隔夜	1周	2周	1个月
SAV	0.8727	0.6899	0.6117	0.0075	0.9931	0.7736	0.7116	0.7513
AS	0.0000	0.0004	0.0001	0.0594	0.0000	0.1518	0.2728	0.0000
IGARCH	0.1355	0.6353	0.0685	0.0083	0.7204	0.9896	0.9916	0.6928
GARCH	0.0000	0.0383	0.0242	0.0000	0.9397	0.2980	0.7806	0.4637
GJR	0.0000	0.0233	0.0042	0.0000	0.4766	0.0845	0.9642	0.7295

注:表中数字为后测检验量的P值,该值越大,表明该模型计算的VaR精确度越高。

95%的置信水平下,GARCH与GJR模型基本上拒绝了所有的原假设。第四,目前Shibor时间序列的杠杆效应并不明确,其中考虑了杠杆效应的AS模型和GJR模型并未显著增强模型的预测效果,反而是AS模型表现出最高的风险预测精度。

总之,本文提出的CAViaR模型的风险预测精度要高于GARCH族模型。一般而言,GARCH族模型计算VaR前需要先验地假设残差序列的分布和波动率形态特征。但是,当先验假设与实际特征不匹配时,它会导致预测结果的偏差。然而CAViaR模型能有效地克服上述两大缺陷,因此具有更好的风险预测能力。这一发现证实了金融机构在使用GARCH族模型防范利率波动风险时,需要特别谨慎。就本文的研究结果而言,SAV模型是一个更合理的选择。

(四) Shibor 动态风险变化趋势。

一般而言,不同置信水平下动态VaR的变动趋势基本一致。为节省篇幅,本文选择预测精度最高的SAV模型对四种短期Shibor的风险变动特征进行分析。图1给出了Shibor季度VaR在95%置信水平下的变化趋势,其中季度VaR由每个季度中日VaR的算术平均值计算而来。可以发现,四种短期利率波动风险趋势基本保持一致。但是,它们VaR值大小不同,1周的利率波动风险相对最大,而1个月的利率波动风险最小。

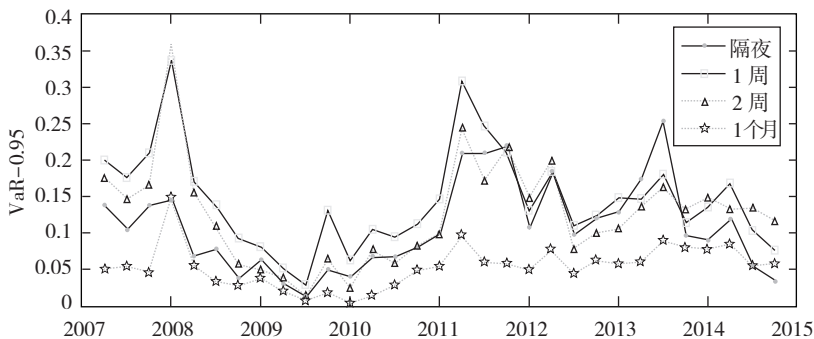


图1 Shibor 动态 VaR95 的季度变化趋势

进一步可知,Shibor系统风险的演变过程大致和中国人民

银行调整基准利率的步调相吻合。在央行频繁上调基准利率阶段,Shibor波动风险放大;在连续下调基准利率的阶段,Shibor波动风险缩小。

2007年第1季度至2008年第3季度,我国经济运行中出现严重的流动性过剩,为抑制通货膨胀,央行连续6次上调存款基准利率。这一时间段的季度VaR不断地攀升,在2007年第4季度达到最大值,随后由于央行的货币政策并未作出调整,从而使得利率风险出现一定程度的回落。从2008年第4季度开始,美国金融危机席卷全球并波及我国。为防止实体经济迅速下滑,央行货币政策迅速进行了大幅调整,四个月内连续5次下调贷款基准利率,直到2010年10月前,利率波动风险一直保持在低位运行。2010年第4季度到2011年第3季度,我国经济已经从危机的阴霾中走出来,政府4万亿经济刺激政策开始生效,再加上商业银行宽松的信贷环境,通货膨胀又开始出现。在此期间,央行5次上调存款基准利率,该阶段的利率风险再次被放大。2011年第4季度至今,期间国内利率虽然受到国际货币市场的影响而出现暂时波动,但我国央行货币政策整体比较稳定,通货膨胀率也控制在合理的预期水平。所以,整体而言,该阶段的利率波动风险表现较为平稳。

四、结论

本文以Shibor中隔夜、1周、2周和1个月四个短期品种的样本数据为研究对象,采用CAViaR模型对四个品种的利率波动风险进行度量,并考察了上海银行同业拆借利率波动的风险特性和变动趋势,最后利用后测检验对模型的预测精度进行对比。实证结果表明,Shibor四个品种的收益率序列均不服从正态分布,因此投资者使用正态分布假设下的GARCH族模型来管理利率波动风险可能会存在偏差。CAViaR模型无需设定收益率分布,能有效地减少模型误设的风险,并通过两种严谨的后测检验方法也证实了CAViaR模型要比GARCH族模型具有更好的风险预测能力,其中SAV模型整体预测精度最高。另外,Shibor(下转第94页▶▶)

(◀◀上接第87页)波动的风险动态特征和央行调整基准利率的步调也较为一致。央行连续上调基准利率时,Shibor波动风险加大;央行频繁下调基准利率时,Shibor波动风险会减小。

参考文献

- [1] Trenca I., MUTU S.. Interest Rate Risk Management—calculating Value at Risk Using EWMA and GARCH Models[J]. Finance—Challenges of the Future, 2009, (10).
- [2] Ferreira M. A., Lopez J. A.. Evaluating Interest Rate Covariance Models within A Value-at-risk Framework[J]. Journal of Financial Econometrics, 2005, (1).
- [3] Wu P. T., Shieh S. J.. Value-at-Risk Analysis for Long-term Interest Rate Futures: Fat-tail and Long Memory in Return Innovations [J]. Journal of Empirical Finance, 2007, (2).
- [4] Engle R. F., Manganelli S.. CAViaR: Conditional Autoregressive Value at Risk by Regression Quantile[J]. Journal of Business and Economic Statistics, 2004, (4).
- [5] Koenker R., Bassett Jr G.. Regression quantiles[J]. Econometrica, 1978, (1).
- [6] Kupiec P. H.. Techniques for Verifying the Accuracy of Risk Measurement Models[J]. Journal of Derivatives, 1995, (2).
- [7] 谢四美. 商业银行利率敏感性缺口与利率风险防范——基于上市银行的实证分析[J]. 金融论坛, 2014, (2).
- [8] 杨爱军, 高雷. 上海银行间同业拆借利率ES风险度量研究[J]. 统计与信息论坛, 2011, (4).
- [9] 何启志. 上海银行间同业拆借利率的风险测度[J]. 管理科学, 2011, (1).
- [10] 何晓光, 黄德权. 基于ARMA-GARCH类模型的SHIBOR的VaR比较[J]. 经济与管理评论, 2014, (4).
- [11] 王宣德, 陈艳. 基于ARFIMA-FIGARCH模型的利率市场风险度量[J]. 统计与信息论坛, 2014, (6).
- [12] 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, (9).
- [13] 李旭超, 蒋岳祥. Shibor的波动特征和动态风险分析——基于AR-TARCH-EVT模型的实证研究[J]. 南方经济, 2014, (5).
- [14] 刘向丽, 成思危, 汪寿阳, 洪永淼. 参数法、半参数法和非参数法计算我国铜期货市场VaR之比较[J]. 管理评论, 2008, (6).
- [15] 林宇. 基于双曲线记忆HYGARCH模型的动态风险VaR测度能力研究[J]. 中国管理科学, 2011, (6).
- [16] 淳伟德, 陈王, 潘攀. 典型事实约束下的上海原油期货市场动态VaR测度研究[J]. 中国管理科学, 2013, (2).
- [17] 项卫星, 李宏瑾. 货币市场基准利率的性质及对Shibor的实证研究[J]. 经济评论, 2014, (1).

(编辑: 胥爱欢; 校对: XAH)