基于GARCH族的VaR与CVaR模型的SHIBOR风险度量

宋光辉(博士生导师)，田立民，吴 栩

(华南理工大学工商管理学院，广州 510640)

【摘要】随着利率市场化全面实现和SHIBOR全面成为我国基准利率体系，资本市场的利率风险日益增加，如何准确度量SHIBOR的风险已变得非常重要。本文选取SHIBOR的周拆借利率数据作为研究对象，建立基于GARCH族的多个VaR和CVaR模型，在不同的置信水平上分别度量SHIBOR的风险。对比研究结果表明：GED分布假设优于正态分布和t分布，且t分布假设不适合用来刻画SHIBOR周利率的对数收益率的动态特性；在VaR模型不能有效测度SHIBOR风险时，CVaR模型能有效弥补VaR模型的缺陷，有效地度量实际损失风险。本文对于SHIBOR市场利率风险的测度方法，可为监管部门、金融机构和投资者提供决策依据和实践参考。

【关键词】SHIBOR风险度量；GARCH族模型；VaR；CVaR

一、引言

随着全球经济一体化步伐的加快，我国的银行业逐渐全面开放，经营模式走向国际化，银行利率正逐步全面实现市场化，在这个过程中利率的变动会越来越受到市场规律因素的主导。而商业银行在同业拆借市场上的交易规模逐年扩大，而且越来越多的金融资产以银行间拆借利率(SHIBOR)为定价基准，这样，受到市场因素的影响会越来越大，面临的风险会越来越多。特别是利率实现市场化后，利率波动的幅度和频度将大幅增加，导致越来越多的金融资产处于利率风险中，使得商业银行面临巨大的利率风险。因此，探究我国上海银行间同业拆放利率运行机制、准确度量和管控SHIBOR的风险变得非常重要，具有重大的理论价值和现实意义。

在利率实现市场化后，SHIBOR已经成为我国的基准利率体系，利率对经济环境变化更加敏感，利率波动的幅度和频度将大幅增加。目前研究测度SHIBOR风险方法的文献并不多。现有测度金融序列风险的方法主要有VaR与CVaR模型，但是，用它们来测度SHIBOR的利率风险，其风险系数到底有多大，目前还得不出明确的结论，现有的其他研究文献也未提供明确的答案。为此，本文拟采用SHIBOR数据作为研究对象，选择时间跨度2009年1月4日至2015年3月31日SHIBOR的周数据作为研究样本，实证研究在不同置信水平上基于不同分布假设的GARCH族的VaR和CVaR模型的测度效果，对比研究各种模型的优劣，总结SHIBOR的风险特征，旨在为监管部门、金融机构提供利率风险管控的决策依据，为完善市场基准利率和利率市场化改革提出建议。

二、理论模型

(一)GARCH模型族

本文建立的动态模型由条件均值方程和条件异方差方程构成。通过连续测试方法，条件均值方程模型最终选择ARMA(2,2)。由于条件异方差方程存在多种不同的表达形式，因此GARCH模型又可分为以下四种：

1. GARCH(p,q)模型。Bollerslev(1986)在ARCH模型的基础上，提出了测度风险的广义自回归条件异方差GARCH(p,q)模型，该模型考虑了滞后的条件方差，增加了条件方差过程的自适应功能，它可以表示为：

$$\sigma_t^2=\omega+\sum_{i=1}^{p}\alpha_i\mu_{t-i}^2+\sum_{j=1}^{q}\beta_i\sigma_{t-j}^2 \qquad (1)$$

式中：ω是常数项；q和p分别为ARCH项和GARCH项最大的滞后阶数；σ_t为当期条件标准差，主要取决于ω、GARCH项的σ^2_{t-j}以及ARCH项的μ^2_{t-i}。

2. EGARCH(p,q)模型。在金融市场中，资产价格的一个重要特征是利多消息对波动性的冲击影响远小于利空消息的冲击影响，不少资产未来的波动性和当前收益存在显著的负相关关系，这种趋势就是“杠杆效应”。Pagan和Schwert(1990)以及Nelson(1991)提出了可以用来刻画金融序列波动非对称性特征的模型，即不受非负限制的EGARCH模型，可以表示为：

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

3. PARCH(p,q)模型。Ding等(1993)提出了PARCH模型,它是在一系列GARCH模型的基础上发展而来的,十分适合刻画金融资产的非对称效应,可以表示为:

$$\sigma_t^{\delta}=\omega+\sum_{i=1}^{p}\alpha_i\left(\left|\mu_{t-1}\right|-\gamma_i\mu_{t-i}\right)^{\delta}+\sum_{j=1}^{q}\beta_{j-1}\sigma_{t-j}^2 \quad (3)$$

式中:δ(δ>0)是衡量冲击对条件方差的影响程度,可以通过对模型参数进行估计获得;γ为非对称效应的参数,当$\gamma_i=0$,则不存在非对称效应;当i=1,2,…,r时,$|\gamma_i|\leqslant 1$;当i>r时,$\gamma_i=0$,r≤p。

4. TARCH(p,q)模型。Glosten(1993)等提出了TARCH模型,在模型中条件方差被设定为:

$$\sigma_t^2=\omega+\mu_{t-1}^2+\beta\sigma_{t-1}^2+\gamma\mu_{t-1}^2 d_{t-1} \quad (4)$$

式中:d_{t-1}是一个虚拟变量;当$u_{t-1}<0$时,$d_{t-1}=1$,否则,$d_{t-1}=0$;$\gamma u^2_{t-1}d_{t-1}$项是非对称效应项,只要γ≠0,就会存在非对称效应;利空消息($u_{t-1}<0$)和利好消息($u_{t-1}>0$)对条件方差产生的影响是不同的:当γ<0,非对称效应的主要影响促使波动性减弱;反之,当γ>0时,其作用的效果会使得波动性增强。

(二)VaR与CVaR的概念与计算

1. VaR与CVaR的概念。VaR是一种风险控制模型,G30集团于1993年7月首次提出了用VaR方法度量金融市场的风险。随后,JP摩根推出的用于计算VaR的RiskMetrics风险控制模型,使VaR方法不断得到推广和发展,形成了一个完整的风险管理体系,成为当前金融风险管理的主流方法之一。

运用VaR方法可以全面地度量各种市场风险,主要包括股票、汇率、利率以及衍生金融工具和商品价格等风险,并且可以相对精确地算出具体风险的值,统一了风险计量标准。尽管如此,VaR方法自身还存在不少缺陷。Artzner(1997)以及后来的Frittel(2002)等提出了一致性风险度量,认为一个有效的风险度量方法必须具备凸性、次可加性、正齐性、单调性和传递不变性,倘若具备这些基本性质则其便是一致性风险度量。

由于VaR方法在非正态分布的条件是不具备次可加性,因此VaR对风险的度量是非一致性风险度量。于是,Uryasev(1999)与Rockafeller(2000)提出CVaR方法用来克服VaR所存在的缺陷。CVaR相对VaR而言,其能在极端市场条件下更为精确地捕捉到由市场因素剧烈波动而产生的风险。因而,Acerbi(2001)和Stefan(2001)提出了用CVaR代替VaR作为金融风险的管理工具。

CVaR度量在给定的置信度水平上,资产损失超过VaR的条件均值,表示超额损失的平均水平,是一种防范和预测极端金融风险的工具。由CVaR的定义可知,在给定置信度水平α上的CVaR可以表示为:

$$CVaR=E[f(x,y)\,|\,[f(x,y)\geqslant VaR_{\alpha}]=VaR_{\alpha}+E[f(x,y)-VaR_{\alpha}\,|\,[f(x,y)\geqslant VaR_{\alpha}] \quad (5)$$

式中,f(x,y)是资产组合的预期损失函数;x为金融资产的投资权重向量;y代表导致资产组合价值产生损失的市场因子。

2. VaR的计算。在风险价值定义的基础上,将利率风险价值的计算公式表示为:

$$VaR_t=P_{t-1}(E(r)-r^*)=P_{t-1}Z_{\alpha}\sigma_t \quad (6)$$

式中:Z_{α}为给定置信水平下上α的分位数;P_{t-1}为t-1时期的资产价值;σ_t为条件方差。

3. CVaR的计算。根据CVaR的定义可知,基于GARCH族模型计算CVaR的公式可以表示为:

$$CVaR=E[p_{t-j}q\sigma_t\,|\,p_{t-1}q\sigma_t>VaR]=-\frac{p_{t-1}\sigma_t}{1-c}\int_{-\infty}^{-Z}f(q)\,qdq \quad (7)$$

式中:p_{t-1}代表在第t-1日的资产的价值;σ_t为条件方差;α表示置信水平上的分位数,记为Z;函数f(q)为利率收益序列的概率密度,分别表示在正态分布、T分布和GED分布的情形下,不同的利度收益序列概率密度。若将相应的概率密度函数代入式(3),就可以得到相应分布条件下的CVaR的具体计算公式。

(1)正态分布假定下的计算公式:

$$CVaR=-\frac{p_{t-1}\sigma_t}{1-c}\int_{-\infty}^{-Z}\frac{1}{\sqrt{2\pi}}e^{\frac{-q^2}{2}}qdq$$

$$=-\frac{p_{t-1}\sigma_t}{(1-c)\sqrt{2\pi}}e^{\frac{-Z^2}{2}} \quad (8)$$

(2)t分布假定下的计算公式:

$$CVaR=\frac{p_{t-1}\sigma_t}{1-c}\int_{-\infty}^{-Z}q\frac{\Gamma\left(\frac{d+1}{2}\right)}{\sqrt{\pi d}\,\Gamma\left(\frac{d}{2}\right)}\left(1+\frac{q^2}{d}\right)^{-\frac{d+1}{2}}dq$$

$$=\frac{p_{t-1}\sigma_t}{1-c}\times\frac{\sqrt{d}\,\Gamma\left(\frac{d+1}{2}\right)}{(d-1)\sqrt{\pi}\,\Gamma\left(\frac{d}{2}\right)}\left(1+\frac{Z^2}{d}\right)^{-\frac{d+1}{2}} \quad (9)$$

(3)广义误差分布(GED)假定下的计算公式:

$$CVaR=-\frac{p_{t-1}\sigma_t}{1-c}\int_{-\infty}^{-Z}q\frac{q\exp\left(-\frac{1}{2}\left|\frac{q}{\lambda}\right|^d\right)}{\lambda\Gamma\left(\frac{1}{d}\right)2^{\frac{d+1}{d}}} \quad (10)$$

其中:$\lambda=\left[2^{-\frac{2}{d}}\Gamma\left(\frac{1}{d}\right)\Big/\Gamma\left(\frac{3}{d}\right)\right]^{\frac{1}{2}}$,d是尾部厚度参数,当d<2时,GED为厚尾分布;当d>2时,GED为薄尾分布;当d=2时,GED分布退化为正态分布。

（三）VaR和CVaR的回测检验

通过模型计算出VaR和CVaR值后，需要进行回测检验来判断各模型结果的准确性。检验VaR的有效性，最常用的方法是Kupiec（1985）提出的似然比率检验法。通过比较实际损失超过VaR值的比例P^*（失败率）与一定置信水平上期望概率P是否接近，来判断VaR模型是否有效。假设预测失败天数记为N，实际预测天数记为T，失败天数与总计天数的比值为P^*（$P^*=N/T$）。失败率服从伯努利分布，即$B\sim(T,P^*)$。设原假设H_0：$P=P^*$；备选假设$H_1\neq P^*$。Kupiec回测检验法的统计量LR为：

$$LR=2\ln[(1-N/T)^{T-N}(N/T)^{N}]-2\ln[(1-p^*)^{T-N}(p^*)^{N}] \quad (11)$$

在Kupiec检验方法中，统计量LR服从自由度为1的分布χ^2，在置信水平为99%时，当统计量LR<6.635时，接受该模型，否则，不接受该模型；在置信水平为95%时，当统计量LR<3.84时，接受该模型，否则，不接受该模型。

对CVaR进行有效性回测检验，主要是关注预测失败时CVaR与VaR值之间差异的大小。因而，构建一个回测检验统计量DLC来度量超过VaR值的实际损失值与CVaR值之差的大小，将该统计量定义为：

$$DLC=\left|\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}X_i-\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}CVaR_i\right| \quad (12)$$

式中：Xi为超过VaR的实际损失；DLC代表实际损失的期望值和CVaR的期望值之差的绝对值；N为实际失败天数；DLC越小，则CVaR的期望值与实际损失的期望值越接近，CVaR度量的精确度越高，反之，则相反。

三、实证分析

（一）样本数据选取与处理

本文选取SHIBOR的周拆借利率数据作为研究对象，建立基于GARCH族多个VaR模，分别测度SHIBOR风险。研究样本的时间跨度为2009年1月4日至2015年3月31日，共1 560个观察值。

本文的数据来源于上海银行间同业拆放利率官网。为了得到平稳的收益时间序列，需对这些隔夜拆借SHIBOR数据进行对数收益率处理，计算公式如下：

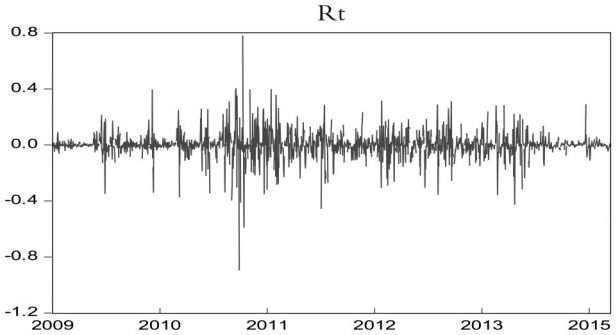
$$R_t=\ln SHIBOR_t-\ln SHIBOR_{t-1}$$

式中；R_t为周拆借利率对数收益率序列（以下简称为“收益率序列”）；$SHIBOR_t$、$SHIBOR_{t-1}$分别为第t日和第t-1日的周拆借利率。SHIBOR的对数收益率Rt的描述性统计和平稳性检验如表1所示，SHIBOR的对数收益率R_t变化情况如右图所示。

表1　SHIBOR的对数收益率的统计特征

均值	标准差	最小值	最大值	偏度	峰度	JB统计量	ADF统计量
0.000 9	0.091 7	-0.892	0.776	-0.543	13.896	12 543.221*	-16.386*

注：*表示在1%的水平上显著。



SHIBOR的对数收益率Rt

从表1可以看出，Rt收益率的JB统计量远远超过临界值，且峰度远大于3，偏度为负，是左偏。由该收益序列的Q-Q图（限于篇幅，图已省略）可知，所有的样本点并不在一条直线上，而且存在明显的弯曲现象，这说明其不服从正态分布。从Rt收益率序列的波动图可以看出，该收益率序列具有明显的波动聚集性。运用ADF单位根检验方法对Rt对数收益率序列进行平稳性检验，得到ADF统计量为-16.386，明显小于在相应显著水平上对应的检验标准值，这说明该序列是平稳的。再对Rt收益率序列进行残差自相关检验与异方差（ARCH-LM）检验，运用拉格朗日乘数法（LM）对该收益率序列的条件异方差进行ARCH效应的统计检验，检验所得到的LM统计量在1%的置信水平上均具有显著性，这说明残差序列具有GARCH效应。因此，可以通过建立不同的GARCH模型族来对Rt收益率序列进行研究。

（二）GARCH族模型的选择

本文在确定GARCH族模型时，主要置于正态分布、t分布和GED分布的情形下，通过运用残差检验、AIC和SC准则，并在确保所选模型的系数符合显著性的基础上，经过不断试算，最终为模型的滞后期确定了最优的滞后阶数。经过综合考虑，最终选取了8种条件异方差模型来刻画序列Rt的时变性特征，分别是：正态分布时，GARCH（2，1）、EGARCH（2，2）、PARCH（2，1）、TARCH（2，1）；GED分布时，GARCH（2，1）-M、EGARCH（1，2）-M、PARCH（2，1）、TARCH（1，2）。

（三）基于GARCH族模型的VaR与CVaR值的计算和回测检验

本文先利用eviews6.0和matlab，求出分布的自由度参数和分位数以及条件分位数；然后将拆借本金的初始值P_0标准化为1，再运用式（6）、式（8）、式（9）、式（10）计算VaR和CVaR值，并求出相应的统计量。结果分别见后文表2、表3、表4和表5。

1. 在95%置信水平上计算VaR与CVaR值。

（1）在95%的置信水平和残差服从正态分布上的回归结果。从表2、表3可以看出，在95%的置信水平上各模型的变异系数如下：EGARCH（2，2）<TARCH（2，1）<

PARCH(2,1)<GARCH(2,1);返回检验的实际失败率如下:GARCH(2,1)<PARCH(2,1)<TARCH(2,1)<EGARCH(2,2)。可见,GARCH(2,1)模型的失败率最低且小于5%,分析其原因,主要是GARCH模型对VaR估计偏高,存在高估风险的可能性。但四个模型估计结果之差异比较小,而且失败率都在5%左右,在5%的水平上LR统计量均小于3.841,均通过了回测检验,因此利用这四个模型计算的VaR值均相对准确。综合考虑变异系数可知,GARCH(2,1)模型的估计效果最差,EGARCH(2,2)模型的估计效果最优。

表2　各模型在95%置信度水平上VaR的统计

模型	置信度	VaR均值	VaR标准差	变异系数	失败天数	失败率	LR统计量
1	95%	0.144	0.099	1.452	76	0.049	0.052
2	95%	0.138	0.108	1.277	90	0.058	1.872
3	95%	0.138	0.097	1.416	83	0.053	0.338
4	95%	0.143	0.106	1.349	88	0.056	1.318
5	95%	0.140	0.113	1.246	90	0.058	1.872
6	95%	0.132	0.109	1.210	89	0.057	1.580
7	95%	0.132	0.096	1.380	89	0.057	1.580
8	95%	0.139	0.111	1.254	94	0.060	3.273

表3　各模型在95%置信度水平上CVaR的统计

模型	置信度	CVaR均值	CVaR标准差	变异系数	失败天数	失败率	DLC统计量
1	95%	0.181	0.125	1.452	47	0.030	0.059
2	95%	0.173	0.135	1.277	53	0.034	0.051
3	95%	0.178	0.122	1.416	51	0.033	0.061
4	95%	0.177	0.131	1.349	60	0.038	0.052
5	95%	0.226	0.181	1.246	32	0.021	0.005
6	95%	0.208	0.172	1.210	29	0.017	0.002
7	95%	0.209	0.151	1.380	33	0.021	0.008
8	95%	0.220	0.175	1.254	31	0.020	0.003

通过对CVaR的计算结果进行分析可以看出,运用GARCH模型计算出的VaR失败率高于运用CVaR模型计算的结果,但是其均值和标准差均小于对应的CVaR的计算结果。表2、表3表明,DLC统计量的计算结果如下:DLC(EGARCH(2,2))<DLC(TARCH(2,1))<DLC(GARCH(2,1))<DLC(PARCH(2,1))。基于DLC统计量而言,在VaR估计失败时,实际损失均值与CVaR均值之间的差异很小。可见,在正态分布下CVaR模型的DLC值越小,其对风险的估计就越精确。

综上可知,在正态分布的条件下,EGARCH(2,2)模型是正态分布下评估利率风险的最佳模型。

(2)各模型在95%的置信水平和残差服从GED分布上的回归结果。从表2、表3可以看出,在95%的置信水平上,各模型的变异系数如下:EGARCH(1,2)-M<GARCH(2,1)-M<TARCH(1,2)<PARCH(2,1);各模型返回检验的实际失败率如下:失败率(EGARCH(1,2)-M)<失败率(PARCH(2,1))<失败率(GARCH(2,1)-M)<失败率(TARCH(1,2))。

各模型在5%的显著性水平上LR统计量均小于3.841,通过了回测检验,但综合看,EGARCH(1,2)-M模型的VaR值波动最小,失败率最小,预测效果最优;PARCH(2,1)模型的VaR值波动较大,预测效果最差。

CVaR值的统计量比较如下:DLC(EGARCH(1,2)-M)<DLC(TARCH(1,2))<DLC(GARCH(2,1)-M)<DLC(PARCH(2,1))。EGARCH(1,2)-M模型计算出来的CVaR的回测检验值最小,CVaR期望值与实际损失的期望值最接近。因此,在95%的置信水平上,EGARCH(1,2)-M是GED分布下的最优模型。

2. 在99%置信水平上计算VaR与CVaR值。

(1)各模型在99%的置信水平和残差服从正态分布上的回归结果。从表4、表5可知,在99%的置信水平上,各模型的变异系数如下:TARCH(2,1)<EGARCH(2,2)<PARCH(2,1)<GARCH(2,1)。在显著水平为1%上LR统计量均大于6.451,均没有通过回测检验,因而拒绝原假设,各个模型的预测结果都比较差。考虑变异系数可知,TARCH(2,1)模型在正态分布下的预测效果最优,而GARCH(2,1)模型的预测效果最差。

表4　各模型在99%置信度水平上VaR的统计

模型	置信度	VaR均值	VaR标准差	变异系数	失败天数	失败率	LR统计量
1	99%	0.204	0.141	1.452	31	0.020	11.951
2	99%	0.195	0.153	1.277	35	0.023	18.035
3	99%	0.19	0.138	1.416	39	0.025	25.058
4	99%	0.189	0.148	1.274	43	0.028	32.923
5	99%	0.276	0.221	1.246	20	0.013	1.157
6	99%	0.253	0.209	1.210	12	0.008	0.907
7	99%	0.254	0.184	1.380	15	0.010	0.023
8	99%	0.267	0.213	1.254	13	0.008	0.461

表5　各模型在99%置信度水平下CVaR的统计

模型	置信度	CVaR均值	CVaR标准差	变异系数	失败天数	失败率	DLC统计量
1	99%	0.234	0.161	1.452	24	0.015	0.060
2	99%	0.223	0.175	1.277	23	0.015	0.062
3	99%	0.223	0.158	1.416	26	0.017	0.057
4	99%	0.229	0.170	1.349	31	0.020	0.047
5	99%	0.373	0.299	1.246	8	0.0051	0.373
6	99%	0.338	0.279	1.210	5	0.003	0.008
7	99%	0.340	0.247	1.380	8	0.005	0.047
8	99%	0.359	0.286	1.254	7	0.005	0.013

从表4、表5可以看出，DLC统计量计算结果如下：DLC（TARCH（2，1））<DLC（PARCH（2，1））<DLC（GARCH(2,1)）<DLC(EGARCH(2,2))。通过对DLC统计量进行分析可知，即使在VaR估计失败的情况下，CVaR值与实际损失均值之间的差异都很小。由此可知，在VaR估计失败的情况下，CVaR模型仍能较为准确地估计损失，TARCH(2,1)的效果最优。

(2)各模型在99%的置信水平和残差服从GED分布上的回归结果。从表4、表5可以看出，在99%的置信水平上，各模型的变异系数如下：EGARCH(1,2)-M<GARCH(2,1)-M<TARCH(1,2)<PARCH(2,1)。各模型返回检验失败率如下：失败率(EGARCH(1,2)-M)<失败率(TARCH(1,2))<失败率(PARCH(2,1))<失败率(GARCH(2,1)-M)。

在显著性水平为1%的条件下，虽然各模型的LR统计量均小于6.451，都通过了回测检验，但综合考虑可知，EGARCH(1,2)-M模型的VAR值最稳健，且失败率最小，因而预测效果最优；GARCH(2,1)-M模型的VAR值波动较大，因而其预测效果最差。

CVaR值的统计量比较如下：DLC(EGARCH(1,2)-M)<DLC(TARCH(1,2))<DLC(PARCH(2,1))<DLC(GARCH(2,1)-M)。

从DLC统计量可知，由EGARCH(1,2)-M模型计算出来的CVaR的回测检验值最小，CVaR期望值与实际损失的期望值最接近。因此，在99%的置信水平上，EGARCH(1,2)-M是GED分布下的最优模型。

四、结论

本文针对SHIBOR风险的重要性，通过对2009年1月4日到2015年3月31日SHIBOR拆借利率的周数据进行研究，建立了基于不同的分布假设下多个GARCH族的VaR与CVaR模型，在不同的置信水平上分别测度市场利率风险，通过对比研究得出的结论有：

第一，从周拆借率的时序图可以看出，其波动相当剧烈，存在明显的波动聚集性、自相关性等特征。GED分布假设优于正态分布和t分布，但t分布假设不适合用来刻画SHIBOR周利率的对数收益率的动态特性。

第二，各模型在95%的置信水平时，对于SHIBOR周利率数据而言，得出正态分布和GED分布下的模型均可以准确地度量SHIBOR的周利率风险。相比较而言，EGARCH(2,2)-N和分布的EGARCH(1,2)-M-GED模型的精确度更高，为最优模型。

第三，在99%的置信水平时，从SHIBOR一周数据来看，其在GED分布下的所有模型均可以准确地预测利率风险，其中EGARCH(1,2)-M-G模型最优；在正态分布下，VaR的所有模型失败，可以选择CVaR的四种模型来预测利率风险，其中TARCH(1,2)-N为最优模型。

综上分析，随着我国利率全面实现市场化，利率的变化将更多地由市场因素所主导，波动必然加剧，我国商业银行所面临的利率风险也日益变大。当VaR模型不能有效测度SHIBOR风险时，CVaR模型能有效弥补VaR模型的缺陷，可以有效地度量实际损失风险，其既能有效地测度现有的风险水平，又能对风险具有一定的预测性。本文的研究可以让我们对SHIBOR市场的利率风险特性有更加清晰的认识，同时为金融机构、监管部门提供利率风险管控的决策依据和实践参考，并为完善市场基准利率和利率市场化改革提供决策参考。

主要参考文献

Bollerslev T.. Generalised autoregressive conditional heteroskedasticy[J]. Journal of Econometrics，1986(31).

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.

Nelson DB. Conditional heteroskedasticity in asset returns：A new approach[J]. Econometrica，1991(59).

Ding，Granger，Engle.. A Long Memory Property of Stock Market Returns and a New Model[J]. Journal of Empirical Finance，1993(2).

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).

Philippe Jorion著.郑伏虎等译.风险价值VaR[M].北京：中信出版社，2010.

Artzner P，Delbaen F，Eber J H，Heah D.. Coherent Measure of Risk[J]. Mathematical Finance，1999(3).

Frittelli，Rosazza Gianin. Putting Order in Risk Measures[J]. Journal of Banking&Finance，2002(6).

Rockafeller R T. Uryasev S.Optimization of Conditional Value- at- Risk[J]. The Journal of Risk，2000(3).

Uryasev S. Conditional value- at- risk：optimization algorithm and applications[J].Financial Engineering News，2000(3).

王树娟，黄渝祥.基于GARCH-CVaR模型的我国股票市场风险分析[J].同济大学学报，2005(2).

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).

【基金项目】教育部高等学校博士学科点专项科研基金新教师类资助课题(课题编号：20120172120050)；广东省哲学社会科学“十二五”规划2013年度青年项目(项目编号：GD13YGL05)；中央高校基本科研业务费专项资金项目(项目编号：2013ZB0016)