

不同期限 SHIBOR 的波动性研究

罗 琰^{1,2} 吴鹏程¹ 刘晓星²

(1. 南京审计大学 金融数学系, 江苏 南京 211815; 2. 东南大学 经济管理学院, 江苏 南京 211189)

摘要: 本文以上海银行间同业拆放利率(SHIBOR) 2006年10月8日至2016年7月1日数据为样本,分析了不同期限拆放利率波动性特征。结论表明,隔夜(O/N)、一周(1W)、两周(2W)、一月(1M)及三月(3M)这五类拆放利率存在自回归条件异方差(ARCH)效应,而6月(6M)、9月(9M)及1年(1Y)这三类拆放利率不存在ARCH效应。进一步研究发现,隔夜拆放利率存在逆杠杆效应,即正的未预期收益对条件方差产生了较大的影响,负的未预期收益对条件方差产生的影响反而较小。

关键词: SHIBOR; GARCH 模型; EGARCH 模型; 利率期限; 逆杠杆效应

中图分类号: F822 **文献标识码:** A **文章编号:** 1672-6049(2016)05-0059-08

一、引言

上海银行间同业拆放利率(Shanghai Inter-bank Offered Rate,简称SHIBOR)2006年10月8日开始试运行,并于2007年正式推出。它是由信用等级较高的十八家商业银行组成的报价银行团自主报出的人民币同业拆出利率,计算确定的算术平均利率,是单利、无担保和批发性利率。全国银行间同业拆借中心受权SHIBOR的报价计算和信息发布。每个交易日,根据各报价行的报价,剔除最高、最低各4家报价,对其余报价进行算术平均计算后,得出每一期限品种的SHIBOR,并于9:30对外发布。市场利率定价自律机制包括中国工商银行、中国农业银行等10家核心成员机构,以及469家基础成员机构(截止2015年6月29日)。SHIBOR能够及时准确灵敏地反映国内货币市场的短期资金供求关系,是中国版的LIBOR(伦敦银行间同业拆放利率)。

SHIBOR上升,反映资金需求大于供给,预示市场流动性可能下降;反之,SHIBOR下降,反映资金供给大于需求,预示市场流动性可能上升。2016年初以来,人民银行继续实施稳健的货币政策,SHIBOR曲线基本围绕政策中枢利率波动,银行间市场流动性保持合理充裕,货币市场交易量大幅增长,市场呈现较为旺盛的配置需求,SHIBOR对货币市场引导作用进一步增强。短端SHIBOR紧密挂钩公开市场操作利率,在有效传导货币政策的同时较好的反映了货币市场运行。中长端SHIBOR基准性持续改善。准确分析预测SHIBOR市场风险,不仅是商业银行利率风险管理的关键因素,而且对经济平稳发展、金融市场稳定及国家货币政策的制定具有重大的意义。

二、文献综述

近年来,国内许多学者从不同视角对SHI-

收稿日期:2016-07-27

基金项目:江苏高校哲学社会科学项目“流动性风险与中小企业投融资、定价及风险管理研究”(2014SJB97);江苏省金融工程重点实验室招标课题“流动性风险与公司动态投资决策研究”(NSK2015-11);江苏省高等教育教改项目“跨学院跨学科金融数学本科专业建设研究”(2015JSJG199)。

作者简介:罗琰(1979—),男,湖南郴州人,博士,副教授,研究方向为金融风险;吴鹏程(1993—),男,江苏常州人,硕士研究生,研究方向为金融统计;刘晓星(1970—),男,湖南邵阳人,教授,博导,研究方向为金融理论与政策、金融工程与风险管理。

BOR 进行了研究,主要包括利率风险度量^[1-4],利率基准性研究^[5-8]以及波动性分析^[9-12]三个方面。李成和马国校(2007)^[1]研究了我国同业拆借市场的利率风险,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,而基于广义误差分布(Generalized error distribution,GED)的 GARCH(Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity)模型比较适合描述同业拆借市场的利率风险;银行间同业拆借利率序列的杠杆效应不明确,同业拆借市场的利率风险较低。杨爱军和高雷(2011)^[2]认为与正态分布相比而言,SHIBOR 收益率变量具有偏态等特征,他们利用广义双曲线分布来研究上海银行间同业拆放利率的风险测度问题,针对 VaR(Value at Risk)不满足一致性风险测度标准,给出了基于 ES(Expected Shortfall)的 SHIBOR 风险度量。同时,利用蒙特卡罗模拟方法来计算广义双曲线分布下的 VAR 值和 ES 值。李良松(2009)^[3]基于条件异方差模型、蒙特卡罗模拟的广义误差分布模型以及结合利率期限结构模型的广义误差分布模型,计算上海银行间同业拆放利率的 VAR 值,发现条件异方差模型计算的 VAR 过于保守,广义误差分布的蒙特卡罗模拟方法适用于描述上海银行间同业拆放利率“左尾”的 VAR,广义误差分布结合利率期限结构模型的方法适用于描述上海银行间同业拆放利率“右尾”的 VAR。杨爱军,刘晓星和蔡则祥(2012)^[4]分析了 SHIBOR 收益率序列的尖峰厚尾、偏态和波动集聚等特征,利用指数 GARCH(EGARCH)模型来刻画收益率的波动性,同时利用 Skew-GED(SGED)分布来描述收益率的概率分布特征,构建了 EGARCH-SGED 模型来测度 SHIBOR 收益率的风险价值,并与 GED 和 Skew-t 分布下的 EGARCH 模型的风险测度能力进行了比较。其研究结果表明,与其他两类模型相比较而言,EGARCH-SGED 模型能更好地描述 SHIBOR 收益率特性,并且能够显著提高风险价值预测的准确性。

刘喜波等(2008)^[5]运用我国金融市场的实际数据,从金融市场基准利率的基本属性角度出发,对 SHIBOR 和银行间债券回购利率进行了系统的比较分析,他们认为 SHIBOR 虽然运行时间不长,但却具备了基准利率的主要特征,SHIBOR 作为基准利率更具有科学性。张林和何广文

(2009)^[6]通过对包括 SHIBOR 在内的货币市场利率体系的实证研究,发现短期 SHIBOR 的利率基准性较好,准确反映了短期货币市场资金供求状况,是市场化的基准利率;而中长期 SHIBOR 虽然受到一定程度的非市场化引导,但也较好反映了市场对未来利率变动的预期。方意和方明(2012)^[7]认为存款利率是中国货币市场的基础利率,SHIBOR 与银行间质押式回购利率的基础利率属性随着利率市场化的推进而逐步增强,SHIBOR 比银行间质押式回购利率的基准利率属性更强。叶永刚和陈勃特(2012)^[8]实证研究了政策利率调控对市场基准利率的影响,指出央行政策利率调控与市场基准利率之间存在着正向的长期均衡关系,短期内央票发行利率的周间调整对 SHIBOR 变动存在显著影响;从周内影响来看,市场基准利率中包含了对政策利率调整的预期,但市场预期通常高估了政策利率的调控强度。

曹志鹏和韩保林(2008)^[9]基于 ARMA-GARCH 模型,对中国银行间同业拆借利率波动性进行分析,在 GED 分布假设下,认为 EGARCH 模型更适合描述中国银行间同业拆借利率序列。林宇,陈粘和陈宴祥(2015)^[10]将隐马尔科夫模型(Hidden Markov Model)引入上海银行间同业拆放利率波动性的研究,建立了基于 HMM-EGARCH 波动性预测模型,发现高低两种波动状态能够有效的刻画出 SHIBOR 市场的波动状态。高薇(2015)^[11]考察了四种不同期限的 SHIBOR 交易产品利率统计特性,以 GARCH 族模型为研究工具,对中国金融市场 SHIBOR 的隔夜利率波动率特性进行研究,其研究发现在 GARCH 族模型拟合下,SHIBOR 隔夜序列分布存在着显著的非对称效应,除 EGARCH 模型以外的 GARCH 族模型都能较好地消除金融产品序列的 ARCH 效应。孔继红和易志高(2016)^[12]分析了上海银行间同业拆放利率市场隔夜、一周和一月三种利率品种的动态性。短期利率存在显著的漂移项非线性,且随着期限延长而减弱;扩散项的非对称自相关性以及跳跃项的非连续性特征也显著地存在。

上述文献大都只针对上海银行间同业拆放利率市场隔夜利率品种进行研究,对其他期限的利率品种涉及较少,特别是针对中长端 SHIBOR

的研究更少。上海银行间同业拆放利率市场每天都会提供八个货币市场基准利率行情,事实上,短端 SHIBOR 和长端 SHIBOR 的基准性及波动性特征具有明显的差异。本文将对所有期限利率品种的波动性进行研究,探讨短端 SHIBOR 和长端 SHIBOR 利率品种运行特征的不同,建立各种利率品种最合适的拟合模型。

三、数据选择及统计检验

(一) 样本数据的选择

上海银行间同业拆放利率市场 2006 年 10 月 8 日开始试运行,每天都提供八个货币市场基准利率行情,不同期限利率品种交易活跃度,运行行情的统计特征并不一致。本文选取 2006 年 10 月 8 日至 2016 年 7 月 1 日的上海银行间同业拆放利率日交易数据为样本,样本容量为 2435。

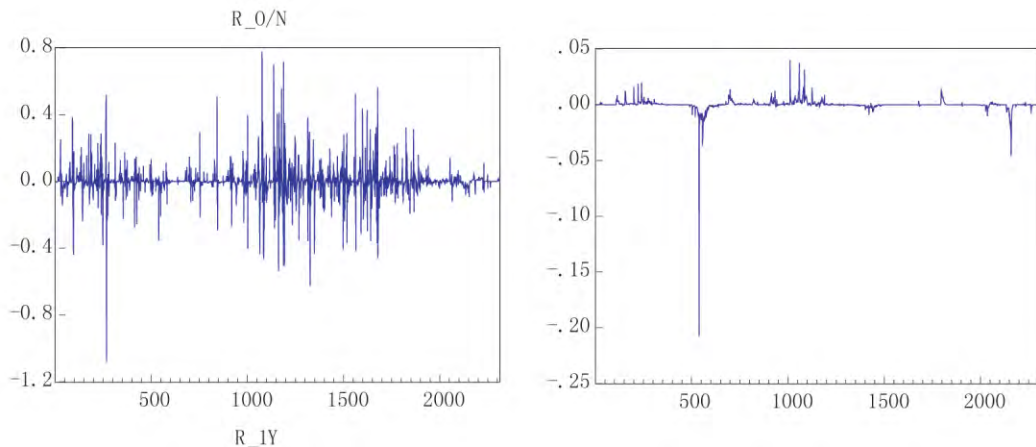


图 1 SHIBOR(隔夜及 1 年)对数收益率序列图

从图 1 可以看到,隔夜拆放利率与 1 年期拆放利率的收益序列走势具有显著的差异性。隔夜拆放利率波动性频繁,而且具有明显的波动聚类性特征。

(二) 数据的统计检验

1. 描述性统计分析及 QQ 图

笔者首先对收益率序列数据进行基本的统计分析。利用计量经济学 Eviews 软件,很容易得到各 SHIBOR 品种的统计特征值,如下列表 1 所示。从表 1 的描述性统计中可以看到,除隔夜 SHIBOR 的对数收益率均值为负之外,其余品种都具有正收益率均值。各 SHIBOR 品种的对数收益率的标准差随期限的增加而递增,即期限越

长,风险越大。无论期限长短,各类 SHIBOR 品种的对数收益率序列偏度系数都小于零,峰度系数都远大于 3,表明 SHIBOR 具有典型的尖峰左偏特征。检验总体是否服从正态分布的 J-B (Jarque-Bera) 统计量的 P 值无限趋于零。因此,拒绝原假设。这说明对数收益率序列不服从正态分布。另一方面,从序列的 Q-Q 图也可以看出,在正态直线以外散布大量的点,数据点组成的线呈曲线状,而且两端有摆动,这说明序列具有厚尾现象,不服从正态分布。在下面检验中,本文发现广义误差分布(GED)比正态分布以及 t 分布更适合用来刻画 SHIBOR 对数收益率序列的残差分布。

表 1 SHIBOR 对数收益率序列的描述性统计

品种	Mean	Median	Max	Min	Std. Dev	Skewness	Kurtosis	J-B	P
O/N	-1.81e-05	-0.000360	0.775888	-1.078185	0.08866	-0.063	27.346	60114.25	0.00
1. W	1.27e-05	-0.000189	0.779541	-1.233301	0.09669	-1.026429	25.74806	52907.91	0.00
2. W	6.61e-05	-0.000727	0.732258	-1.515297	0.084372	-2.426484	58.35947	313197.2	0.00
1. M	5.25e-05	-0.000197	0.297553	-0.789908	0.044607	-3.443629	69.87322	458348.7	0.00
3. M	5.24e-05	0.000000	0.161003	-0.210911	0.009466	-1.073503	153.3509	2293030	0.00
6. M	3.58e-05	0.000000	0.034810	-0.221451	0.006148	-19.53508	698.0153	49143753	0.00
9. M	2.09e-05	0.000000	0.035257	-0.21557	0.005725	-22.23978	824.0321	68564986	0.00
1. Y	1.31e-05	0.000000	0.039822	-0.207553	0.005489	-22.52118	848.5017	72705809	0.00

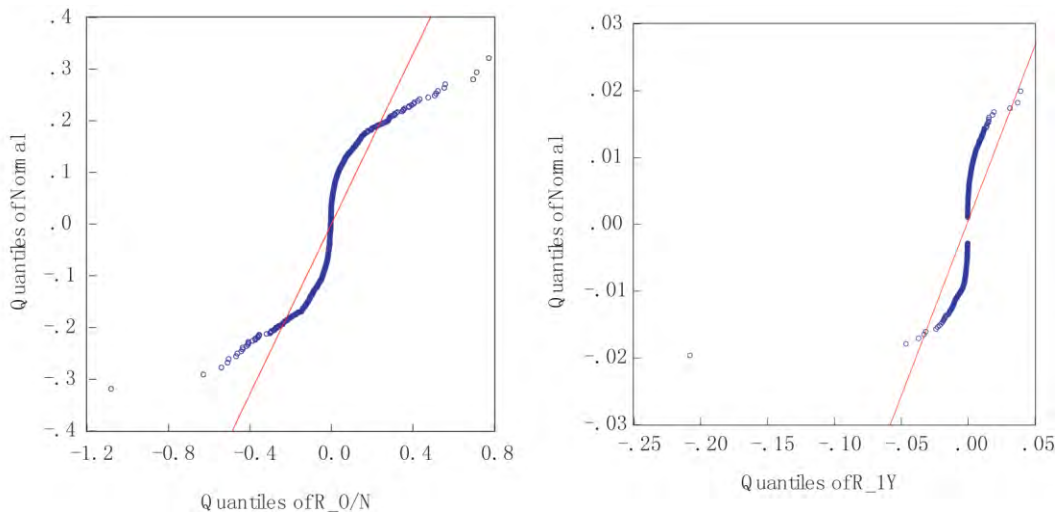


图 2 SHIBOR(隔夜及 1 年)对数收益率序列 QQ 图

2. 平稳性检验

Granger and Newbold (1974) 指出,如果参与回归的变量是非平稳时间序列,并且回归后获得的残差序列也是非平稳序列,很可能仍然可以获得非常高的拟合优度,并且模型中的系数表现出很强的显著性。这样的回归结果不一定就说明两个变量真的存在显著的线性关系,很可能是一种“伪回归”。因此,为确定时间序列是否包含随机趋势或确定性趋势,避免产生“伪回归”等问题,笔者将利用 ADF (Augmented-Dickey-Full-

er) 单位根检验方法对对数收益序列进行平稳性检验,当包含截距项,最大滞后阶为 26 阶时,其结果如表 2 所示。各 SHIBOR 品种的对数收益率序列的 ADF 值在三种置信水平下均小于相应的临界值,故拒绝单位根的原假设,即说明对数收益率序列是平稳的。进一步,做包含截距项和趋势项或不包含截距项和趋势项的平稳性检验时,笔者发现检验结果也不变,收益率序列没有单位根。

表 2 SHIBOR 对数收益率序列的 ADF 检验

品种	ADF 值	1% 临界值	5% 临界值	10% 临界值	P 值
O/N	-44.62321	-3.42843	-2.862527	-2.567341	0.0001
1. W	-19.09720	-3.432859	-2.862534	-2.567345	0.0000
2. W	-20.03952	-3.432857	-2.862533	-2.567344	0.0000
1. M	-12.44420	-3.432862	-2.862536	-2.567345	0.0000
3. M	-14.50369	-3.432847	-2.862529	-2.567342	0.0000
6. M	-9.719964	-3.432850	-2.862530	-2.567342	0.0000
9. M	-9.965484	-3.432850	-2.862530	-2.862530	0.0000
1. Y	-11.20273	-3.432849	-2.862530	-2.567342	0.0000

3. 自相关检验

如果随机误差项的各期望值之间存在着相关关系,我们称随机误差项之间存在自相关性,在时间序列分析中也称之为序列相关性。在金融时间序列分析中,自相关性可以用来分析实际金融变量的动态特性,但更多的时候自相关性检验被用在诊断随机扰动项是否存在自相关性,表明一个变量在不同期之间的相互依赖和相互联系的特征。通常,检验序列自相关性的方法主要有 Ljung-Box 的 Q 检验以及 Durbin-Watson 检验(D-W 检验)两种方法。为了判断序列是否存在自相关,本文采用 Ljung-Box 的 Q 检验法。笔者对八个 SHIBOR 品种的对数收益率序列进行检验,计算各收益率序列的自相关系数(Autocorrelation Coefficient, AC),偏相关系数(Partial Autocorrelation Coefficient, PAC)以及 Q 统计量。笔者发现各阶的 ACF、PACF 对应的 P 值都无限趋于 0,因此拒绝原假设,各自相关函数均落入置信区间内。而且,滞后一阶的 ACF、PACF 值均较大,表明收益率序列存在显著的一阶自相关性。因此,在下面 GARCH 类建模中的均值方程可以采用自回归模型。图 3 给出了隔夜 SHIBOR 收益率序列的自相关和偏自相关图,说明经过对数差分处理后的 SHIBOR 序列存在自相关性和偏自相关性。

四、GARCH 类建模及分析

(一) 条件异方差性检验

为研究 SHIBOR 的波动聚类性、时变性等特征,本文首先检验各 SHIBOR 品种是否具有条件异方差。若检验结果呈现出异方差性,则进一步进行 GARCH 建模分析。检验方法主要有恩格尔提出的自回归条件异方差(ARCH)效应的拉格朗日乘数检验(ARCH-LM)和残差平方相关图检验两种方法。本文采用拉格朗日乘数法对均值方程模型的残差进行检验。ARCH 模型是最简单的条件异方差模型,被广泛地应用于金融时间序列分析中。其核心思想是随机误差项在 t 时刻的方差依赖于 t 时刻前的误差平方大小。其模型可表述如下:

$$y_t = x_t' \varphi + u_t, \quad u_t \sim N(0, \sigma_t^2) \quad (1)$$

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \sum_{i=1}^q \alpha_i u_{t-i}^2 \quad (2)$$

其中 y_t 和 x_t 分别表示因变量和自变量, u_t

	Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
1	0.099	0.099	24.101	0.000		
2	-0.032	-0.043	26.668	0.000		
3	-0.007	0.000	26.794	0.000		
4	-0.029	-0.030	28.910	0.000		
5	-0.063	-0.058	38.589	0.000		
6	-0.045	-0.035	43.456	0.000		
7	-0.019	-0.016	44.363	0.000		
8	-0.079	-0.081	59.477	0.000		
9	-0.064	-0.055	69.486	0.000		
10	-0.068	-0.071	80.949	0.000		
11	-0.004	-0.003	80.985	0.000		
12	-0.015	-0.031	81.571	0.000		
13	-0.031	-0.044	83.864	0.000		
14	-0.013	-0.028	84.257	0.000		
15	-0.053	-0.073	91.224	0.000		
16	-0.041	-0.052	95.364	0.000		
17	-0.009	-0.027	95.550	0.000		
18	0.009	-0.019	95.756	0.000		
19	0.016	-0.008	96.398	0.000		
20	0.065	0.040	106.78	0.000		
21	0.047	0.015	112.21	0.000		
22	0.043	0.024	116.77	0.000		
23	0.035	0.014	119.83	0.000		
24	0.014	-0.000	120.28	0.000		
25	0.001	-0.005	120.28	0.000		
26	-0.024	-0.023	121.73	0.000		
27	0.004	0.014	121.78	0.000		
28	-0.054	-0.050	128.92	0.000		
29	-0.036	-0.018	132.14	0.000		
30	-0.019	-0.010	133.02	0.000		
31	-0.025	-0.024	134.56	0.000		
32	-0.032	-0.030	137.17	0.000		
33	-0.015	-0.015	137.69	0.000		
34	0.009	-0.000	137.89	0.000		
35	-0.016	-0.019	138.52	0.000		
36	-0.047	-0.054	143.88	0.000		

图 3 SHIBOR(隔夜)对数收益率序列相关图

表示无序列相关的随机误差项, σ_t^2 表示随机误差项的方差。

根据赤池(Akaike)信息准则, AIC 值越小,则模型拟合得越好。本文经过反复测算,各 SHIBOR 品种的对数收益率序列满足的均值方程如表 3 第二行所示。这说明除 1 周和 2 周 SHIBOR 品种外,其他利率品种最适合的拟合模型都是自回归移动平均模型(ARMA)。进一步,本文对均值方程模型残差进行 ARCH-LM 检验,结果如表 3 第三、四行所示。结论表明 O/N、1W、2W、1M 及 3M 这五个利率品种收益率序列的伴随概率均显著小于 0.05,拒绝原假设,这说明残差序列存在高阶 ARCH 效应,表明序列存在波动聚类性,对外部冲击的反应持久且缓慢,可以进一步建立 GARCH 类模型来拟合。然而,令人意外的是 6M、9M 及 1Y 这三个利率品种收益率序列的伴随概率均显著大于 0.05,接受原假设。这说明期限较长的残差序列不存在高阶 ARCH 效应,没有显著的波动聚类性,不适合 GARCH 模型。因此,最适合期限较长的这三个利率品种的拟合模型就是自回归移动平均模型—ARMA(1,1)。虽然,在同业拆借市场上,隔夜 SHIBOR 是交易最活跃的品种,但 6M、9M 及 1Y 这三个利率品种也是不可或缺的交易产品,其基准性正在持续改善。它们的波动性特征与隔夜 SHIBOR 有明显

的差异。已有文献很少涉及对这三个品种的波动率研究。另外,再一次从图 1 SHIBOR 对数收益率序列图来看,隔夜拆放利率 O/N 与 1 年期

拆放利率 1Y 也有显著差异,1 年期拆放利率 1Y 并不具有明显的波动聚类性特征。

表 3 SHIBOR 对数收益率序列的条件异方差检验

品种	O/N	1W	2W	1M	3M	6M	9M	1Y
均值方程	ARMA (1 2)	MA (1)	AR (2)	ARMA (1 1)	ARMA (1 1)	ARMA (1 1)	ARMA (1 1)	ARMA (1 1)
F-statistic	0.0000	0.0006	0.0000	0.0000	0.0000	0.6080	0.4281	0.4370
Obs* R-squared	0.0000	0.0006	0.0000	0.0000	0.0000	0.6079	0.4279	0.4367

(二) GARCH 建模及分析

ARCH 模型被广泛地应用于金融时间序列分析中,能解释序列平方的自相关性,但无法解释存在于序列中的长期记忆性。Bollerslev 在 ARCH 模型的基础上,提出了广义自回归条件异方差(GARCH)模型。另一方面,在使用 ARCH(p)模型时,不可避免的需要估计很多参数,GARCH 在很多情形下要比 ARCH 模型得到的结果更可靠也更精确些。GARCH 模型可表述如下:

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

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \sum_{i=1}^q \alpha_i u_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^p \beta_j \sigma_{t-j}^2 \quad (3)$$

既然 O/N、1W、2W、1M 及 3M 这五个利率品种收益率序列具有 ARCH 效应,本文进一步对其进行 GARCH 建模分析。本节选取最具代表性的,交易量最活跃的隔夜拆放利率为对象,建立 GARCH 类模型。由表 3 可知,最合适的均值方程为 ARMA(1 2)。因此,设 GARCH 模型中的均值方程为 ARMA(1 2),本文通过反复试算,发现残差服从广义误差分布(GED)时,GARCH(1, 2)模型的 AIC 信息值最小,为负的 4.130012,拟合效果最佳。结果如表 4:

表 4 O/N 对数收益率序列的 GARCH(1 2) 估计结果

Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
AR(1)	0.462548	0.033744	13.70764	0.0000
MA(1)	-0.355096	0.035773	-9.926436	0.0000
MA(2)	-0.14208	0.003702	-3.838549	0.0001
Variance Equation				
C	6.90E-06	1.91E-06	3.608161	0.0003
RESID(-1)^2	2.945787	0.444710	6.624059	0.0000
RESID(-2)^2	-2.002375	0.346237	-5.783245	0.0000
GARCH(-1)	0.757879	0.017415	43.51984	0.0000

由表 4,可得对数收益率序列的均值方程为:

$$R_t = 0.462548R_{t-1} + u_t - 0.355096u_{t-1} - 0.14208u_{t-2} \quad (4)$$

对数收益率序列的方差方程为:

$$\sigma_t^2 = 0.000069 + 2.945787u_{t-1}^2 - 2.002375u_{t-2}^2 + 0.757879\sigma_{t-1}^2 \quad (5)$$

其中 R_t 为 SHIBOR 的对数收益率。

(三) 指数 GARCH 建模分析(EGARCH)

GARCH 模型的方差等式包含的变量均为平

方项形式,忽略了正负冲击项对条件方差的不同影响。而在金融市场上,金融资产收益率的条件方差对正的和负的未预期收益的反应并不相同,通常负的未预期收益会造成较大的条件方差。这种非对称性的反应被称为杠杆效应(leverage effect)。Nelson(1991)提出了指数 GARCH,即 EGARCH 模型,用来捕捉正负冲击给波动性带来的非对称影响,简单的 EGARCH(1 2)模型设立如下:

$$y_t = x_t' \varphi + u_t, \mu_t \sim N(0, \sigma_t^2) \quad (6)$$

$$\ln\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 \frac{|u_{t-1}|}{\sigma_{t-1}} + \alpha_2 \frac{|u_{t-2}|}{\sigma_{t-2}} + \theta \frac{u_{t-1}}{\sigma_{t-1}} + \beta_1 \ln\sigma_{t-1}^2 \quad (7)$$

其中 θ 是用来捕捉是否具有非对称反应的参数,若 $\theta=0$,方差反应就是对称的。由表 3 可

表 5 O/N 对数收益率序列的 EGARCH(1,2) 估计结果

Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
AR(1)	0.473833	0.024276	19.51838	0.0000
MA(1)	-0.366579	0.025539	-14.35383	0.0000
MA(2)	-0.016638	0.003351	-4.965947	0.0000
Variance Equation				
C(4)	-0.207432	0.022936	-9.043915	0.0000
C(5)	0.803350	0.064724	12.41185	0.0000
C(6)	-0.558566	0.064945	-8.600670	0.0000
C(7)	0.063162	0.019441	3.248894	0.0012
C(8)	0.987493	0.002782	354.9598	0.0000

由表 5,可得对数收益率序列的均值方程为:

$$R_t = 0.473833R_{t-1} + u_t - 0.366579u_{t-1} - 0.016638u_{t-2} \quad (8)$$

对数收益率序列的方差方程为:

$$\ln\sigma_t^2 = -0.207432 + 0.803350 \frac{|u_{t-1}|}{\sigma_{t-1}} - 0.558566 \frac{|u_{t-2}|}{\sigma_{t-2}} + 0.063162 \frac{u_{t-1}}{\sigma_{t-1}} + 0.987493 \ln\sigma_{t-1}^2 \quad (9)$$

由(9)式可知 $\hat{\theta}=0.063162 > 0$,这说明正的未预期收益对条件方差产生了较大的影响,负的未预期收益对条件方差产生的影响反而较小。显然,这与通常的金融资产收益率的条件方差杠杆效应特征正好相反,可以称之为逆杠杆效应。

为检验 SHIBOR 收益率序列的逆杠杆效应是否具有普遍性,笔者进一步对其余的 1W、2W、1M 及 3M 四个 SHIBOR 品种收益率序列进行 EGARCH 建模分析,发现它们与 O/N 一样仍然具有逆杠杆效应。

五、结论及建议

本文利用上海银行间同业拆放利率 2006 年 10 月 8 日至 2016 年 7 月 1 日数据为样本,发现中国银行间同业拆借利率对数收益率序列具有平稳性,而且自相关程度很低。序列不满足正态性假定,广义误差分布比较适合刻画模型的残差分布。隔夜、一周、两周、一月及三月这五类拆放

知,最合适的隔夜拆放利率均值方程为 ARMA(1,2),通过反复试算,EGARCH(1,2)-GED 模型的 AIC = -4.130012,最小,其结果如表 5:

利率对数收益率序列的残差存在 ARCH 效应,而 6 月、9 月及 1 年这三类拆放利率对数收益率序列的残差不存在 ARCH 效应。进一步,对隔夜拆放利率对数收益率序列 EGARCH 建模发现,序列存在显著的非对称逆杠杆效应,即正的未预期收益对条件方差产生了较大的影响,负的未预期收益对条件方差产生的影响反而较小。

中国银行间同业拆放市场经历了从无到有,从小到大,参与主体范围不断扩大,各品种交易量不断增加的进程。截至 2015 年末,同业拆放市场成员达 1382 家,是市场建立之初的 28 倍,2015 年全年成交量达 64.2 万亿元,是市场建立之初的近 300 倍。不过,随之而来的是同业拆放市场系统性风险变得更为复杂多变。如今,各商业银行都比以往更积极参与银行间金融产品业务,银行对同业破产风险变得更加敏感,任何的负面消息都可能被银行集体反应所放大,并可能引发系统流动性急剧收紧甚至枯竭。各商业银行,特别是中小银行过度依赖同业拆借,将导致金融体系系统性风险的爆发。

因此,各商业银行应该更加注重有效管理利率风险,准确掌握 SHIBOR 运行的基本规律和特征,更精确的预测 SHIBOR 市场波动率,理性参与同业拆放市场。政府和有关监管部门要稳步推进利率市场化进程,加大金融市场创新力度,分散同业拆放市场风险,完善信息流通披露机制,为同业拆放市场参与主体提供更加有效的风

险预警机制。

参考文献:

- [1]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.
- [2]杨爱军,高雷. 上海银行间同业拆放利率 ES 风险度量研究[J]. 统计与信息论坛, 2011, 26(4): 46-51.
- [3]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.
- [4]杨爱军,刘晓星,蔡则祥. 银行间同业拆放利率风险度量: 基于 EGARCH-SGED 模型的实证分析[J]. 金融理论与实践, 2012(8): 8-12.
- [5]刘喜波,赵鹏远,李红梅,等. Shibor 作为基准利率的实证研究[J]. 数学的实践与认识, 2008, 38(11): 44-47.
- [6]张林,何广文. 我国货币市场基准利率 SHIBOR 实证分析及运行评价[J]. 金融理论与实践, 2009(4):

9-12.

- [7]方意,方明. 中国货币市场基准利率的确立及其动态关系研究[J]. 金融研究, 2012(7): 84-97.
- [8]叶永刚,陈勃特. 中国政策利率调控对市场基准利率的影响研究[J]. 管理世界, 2012(4): 169-170.
- [9]高薇. 基于 GARCH 族模型的我国 Shibor 金融市场波动率统计研究[J]. 统计与决策, 2015(10): 30-33.
- [10]曹志鹏,韩保林. 中国银行间同业拆借市场利率波动模型研究[J]. 统计与信息论坛, 2008(12): 59-63.
- [11]林宇,陈粘,陈宴祥. 基于 NMM-EGARCH 的银行间同业拆放利率市场波动性预测研究[J]. 系统工程理论与实践, 2015, 35(1): 1-10.
- [12]孔继红,易志高. 上海银行间同业拆放利率动态性研究[J]. 数理统计与管理, 2016.

(责任编辑:黄明晴)

Research on Volatility of SHIBOR with Different Term Structure

LUO Yan^{1,2}, WU Pengcheng¹, LIU Xiaoxing²

(1. Department of Financial Mathematics, Nanjing University of Audit, Nanjing 211815, China;

2. School of Economic and Management, Southeast University, Nanjing 211189, China)

Abstract: This paper investigate the volatility of Shanghai interbank offered rate with different term based on the samples from October 8 2006 to July 1 2016. The results indicate that the interest rates of overnight, 1 week, 2 week, 1 month and 3 month have ARCH effect, but the interest rates of 6 month, 9 month and 1 year have not ARCH effect. Further research finds that the interest rate of overnight has Inverse leverage effect, which means positive unexpected gains have greater impact to conditional variance than negative unexpected gains.

Key words: SHIBOR; GARCH model; EGARCH model; term structure; inverse leverage effect