

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

王德全

(北京大学 软件与微电子学院, 北京 102600)

摘要:文章对 2002 年 1 月 4 日至 2009 年 3 月 31 日我国银行间质押式回购市场进行实证研究,结果表明:(1) t -分布和 g -分布下的模型能更好地捕捉回购利率序列的尖峰厚尾性;(2)回购利率波动具有显著的非对称性,利率上升时的波动更大;(3)ARMA-PARCH-M 模型是估计回购利率 VaR 值的理想模型, t -分布下的模型适合多头头寸 VaR 值的预测,而 g -分布下的模型适合空头头寸 VaR 值的预测。这说明我国回购市场的利率风险较高。

关键词:ARMA-GARCH 模型;VaR;质押式回购利率;利率风险

中图分类号:F830.45 **文献标识码:**A **文章编号:**1001-9952(2009)08-0015-11

一、引言

利率是金融市场上最重要的价格变量之一,它直接决定相关金融产品的定价和利率风险管理,因此学者们开发出了许多模型来刻画利率的随机行为。每一种模型都有许多相关的理论和方法,究竟何种理论和模型更适合中国市场,只有通过真实的数据对其进行考察检验,才能得到确切答案。更重要的是,近年来随着我国金融市场的逐步开放,利率市场化进程的不断加快,以及国内外经济金融形势的剧烈动荡,我国市场利率的波动日益频繁和剧烈。自 2006 年 11 月以来央行曾连续 15 次上调存款准备金率,又从 2008 年 9 月以来连续多次降息,我国商业银行的稳健经营面临着利率风险的严峻挑战。然而目前我国商业银行等金融机构应对利率风险的主要工具仍是静态利率敏感性缺口模型和持续期模型,管理利率风险的能力明显不足。因此,探寻适合中国市场利率波动的理论和模型,准确测度利率波动对金融机构经营效益和股东价值的影响,以有效防范利率风险,提高利率管理水平,进而在激烈的市场竞争中立于不败之地,对我国银行业的发展和金融稳定具有重要的现实意义。

自 1996 年我国银行间同业拆借市场建立以来,我国的货币市场已经走过了 12 个春秋。银行间债券回购市场作为我国货币市场的重要组成部分,自成

收稿日期:2008-12-29

作者简介:王德全(1966—),男,江苏徐州人,北京大学软件与微电子学院副教授。

立以来就蓬勃发展,交易活跃,甚至远远超越了交易所内债券回购市场以及银行间同业拆借市场,成为货币市场中最具代表性的市场之一。2008 年年末,银行间债券市场参与者达 8299 家,包括各类金融机构和其他机构投资者,形成了以做市商为核心、金融机构为主体、其他机构投资者共同参与的多层市场结构。2008 年银行间市场成交量突破 110 万亿元,其中回购成交量 58.1 万亿元,占比达 52.8%,超过了现券和同业拆借成交量的总和。而在银行间债券回购市场中,质押式回购又是目前交易最活跃、成交金额最大的品种。质押式回购利率已成为全国债券市场中具有基准性质的市场利率,成为货币市场短期资金融通、短期债券发行定价和利率衍生品定价的重要基准,对市场的影响越来越大,甚至在传导央行的货币政策等方面也扮演着重要角色,同时它也更易受到央行货币政策的影响。因此,研究质押式回购利率,探讨其运行规律和波动特性,具有重要的现实意义。

二、文献综述

随着利率市场化的深入,不仅我国的利率结构体系在进一步的完善中,而且金融市场的健康发展、金融衍生工具的日益丰富,也促使金融机构在利率风险管理方面不断积累经验。利率风险度量模型的研究和应用越来越受到金融机构的重视,这既有利于跟国际先进的风险管理水平接轨,又可以增强自身的市场竞争力和抵御风险的能力。目前对我国银行间市场债券回购利率的研究主要集中在对利率期限结构、利率动态变化模型以及和其他市场利率的关系等方面。朱世武、陈健恒(2004)与吴丹、谢赤(2005)分别运用 GARCH 模型和向量自回归模型对我国银行间债券市场的利率期限结构进行预期理论的检验。在定量分析我国债券回购市场风险方面,吴雄伟、谢赤(2002)利用 ARCH/GARCH 模型对银行间债券市场三个月回购利率进行了波动性实证分析,发现其波动性能够用非对称 GARCH 模型得到很好的描述;范龙振(2007)构造单因子、双因子本性仿射模型来解释回购利率的变化及风险溢价;冯国柱、陈宝峰(2003)应用 ARIMA 模型和 ECD 模型对银行间国债回购利率时间序列进行了回归分析;韩美清(2008)运用 ARMA 模型对质押式回购利率的影响因素进行实证分析,研究了各种宏观经济与金融市场变量对该利率的影响。近年来,我国银行间债券回购市场呈现出持续的剧烈波动现象,说明我国银行间的竞争在加剧,资金流动也更趋频繁,那么探究是否存在合适的模型以刻画其波动性,度量和预测其风险就显得异常重要和迫切。

本文在分析前人的研究工作及传统的风险管理模型后认为,ARMA-GARCH 类模型及 VaR 方法能够成为银行间债券回购市场风险度量的理想工具,其在测度范围、测度工具和测度精度等方面都具有显著优势。因此,本文从分析我国银行间市场债券质押式回购利率的基本统计特征出发,构建能

够衡量其动态时变特性的 ARMA-GARCH 类模型,进一步估计其 VaR 值,并对结果进行比较和检验,意在探究我国银行间债券回购市场的收益分布状况和风险特性,以及何种模型能够更有效地刻画回购利率序列的动态特性,从而为我国银行间债券回购市场风险管理提供决策依据和理论参考。

三、ARMA-GARCH 类模型与 VaR 的计算

ARMA-GARCH 类模型能够有效地描述金融时间序列的自相关性和波动时变特性。它由条件均值和条件方差两部分构成,自回归移动平均模型(ARMA 模型)反映其条件均值,广义自回归条件异方差模型(GARCH 模型)刻画其条件方差。本文根据质押式回购利率的波动特性,经过初步试算和比较分析后,设计了如下两类特定形式的 ARMA-GARCH 类模型。

一类是 ARMA(m,n)-TARCH-M(p,q)模型,其一般形式为:

$$r_t = \phi_0 + \rho\sigma_t + \sum_{i=1}^m \phi_i r_{t-i} + a_t - \sum_{i=1}^n \theta_i a_{t-i}, a_t = \sigma_t \varepsilon_t \quad (1)$$

$$\sigma_t^2 = \omega + \gamma_1 a_{t-1}^2 d_{t-1} + \sum_{i=1}^p \alpha_i a_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^q \beta_j \sigma_{t-j}^2 \quad (2)$$

在均值方程(1)中,引入了条件方差(标准差) σ_t 作为外生变量,这是因为在金融应用中,人们通常认为金融资产的收益应当与其风险成正比,即风险越大,预期收益越高,即要求在预期收益中体现“风险补偿效应”或“风险溢价”。在波动率方程(2)中,引入了虚拟变量 d_{t-1} ,旨在刻画金融时间序列波动的非对称性,当 $\gamma_1 > 0$ 时,被认为存在杠杆效应。

另一类是 ARMA(m,n)-PARCH-M(p,q)模型,其均值方程与式(1)相同,而波动率方程变为:

$$\sigma_t^\delta = \omega + \alpha_1 (|a_{t-1}| - \gamma_1 a_{t-1})^\delta + \sum_{i=2}^p \alpha_i |a_{t-i}|^\delta + \sum_{j=1}^q \beta_j \sigma_{t-j}^\delta \quad (3)$$

其中, $\delta > 0, |\gamma_1| \leq 1$ 。参数 γ_1 是用来捕捉非对称效应的,只要 $\gamma_1 \neq 0$,非对称效应就会出现;参数 δ 是用来评价冲击对条件方差的影响幅度。

关于模型的残差分布假设问题,常用的有三种:正态分布(简称 n-分布)、学生 t-分布和广义误差分布(简称 g-分布)。实践表明,学生 t-分布和 g-分布可以更好地反映金融时间序列的尖峰厚尾特性,关于其概率密度函数的表达式可参见李成和马国校(2007)。

鉴于金融资产波动率的非对称性,资产持有者的多头头寸和空头头寸会具有明显不同的 VaR 值,有必要分别考虑非对称分布的左右尾部情况。我们所采用的多头头寸的 VaR 为: $VaR_t(\alpha) = \hat{r}_t(1) + \varepsilon_\alpha \hat{\sigma}_t(1)$;而空头头寸的 VaR 为: $VaR_t(1-\alpha) = \hat{r}_t(1) + \varepsilon_{1-\alpha} \hat{\sigma}_t(1)$ 。其中, α 为给定的显著性水平, $\hat{r}_t(1)$ 和 $\hat{\sigma}_t(1)$ 分别为模型中 r_t 的条件均值和条件方差的向前 1 步预测值, ε_α 和 $\varepsilon_{1-\alpha}$ 分

别为 ϵ_t 分布的左尾和右尾 α 分位数。

计算出 VaR 值后需要对估计结果进行检验,即对模型的回测检验。回测检验最常用的方法是 Kupiec 的 LR 似然比率检验法,它是通过比较实际损失超过 VaR 的频率与一定置信水平下的上限值是否接近或相等,来判断 VaR 模型的有效性,关于 LR 似然比率检验法的描述可参见李成和马国校(2007)。

四、实证分析

(一)样本数据的选取。对于样本数据的选取,在 11 个交易品种中,我们选取最具有代表性、交易最活跃的质押式 1 天回购和 7 天回购日加权平均利率序列 R1 和 R7 作为分析对象。对于样本区间的选择,考虑到自 2002 年起,中国人民银行按照国际货币基金组织《货币与金融统计手册》对货币金融统计制度进行了修订,致使 2002 年前后的金融统计口径不可比,因此本文以 2002 年 1 月 4 日至 2009 年 3 月 31 日为样本区间,共有 1808 个样本点,数据来源于中国货币网,数据处理采用的软件为 Eviews6.0 和 Matlab7.0。

从图 1 可以看出,无论回购利率如何变动都不会低于超额准备金率(CE),即银行间回购利率以超额准备金率为底线。其原因就在于,如果回购利率太低,低于超额准备金率,那么商业银行就不会发放贷款,而选择将钱存入中央银行,以获取超额准备金利息。另外,近几年不仅 R1 和 R7 的波动幅度明显加剧,而且 R1 和 R7 之间的相关性在逐渐减弱(在整个样本区间内相关性由前三年的 0.82 下降到后三年的 0.58)。这说明一方面利率波动剧烈和频繁,另一方面利率市场化后 R1 和 R7 的趋同性在减弱,分工进一步明确,在满足银行等金融机构不同期限的资金需求方面正在发挥各自的作用。这也是本文要同时研究 R1 和 R7 的原因之一。

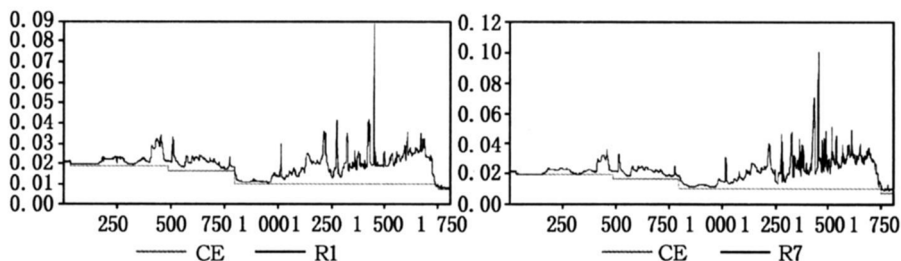


图 1 质押式回购利率序列 R1、R7 的时序图(CE 为超额准备金利率)

由于序列 R1、R7 的波动均非常剧烈,为了得到稳定的收益率时间序列数据,并便于分析,我们采用回购利率的自然对数日收益率的形式来分析: $r_t = \ln R_t - \ln R_{t-1}$,其中, R_t 和 R_{t-1} 分别为第 t 日和第 $t-1$ 日的加权平均回购利率, $\{r_t\}$ 为质押式回购利率日收益率序列(简称收益率序列,并分别用 r_1 和 r_7 表示质押式 1 天和 7 天回购利率的日收益率序列)。

(二)ARMA-GARCH 类模型的建立。通过检验得知,收益率序列 r_1 和 r_7 为非正态分布的平稳序列,且存在自相关和条件异方差现象,所以我们需要用 ARMA 模型建立均值方程来消除序列的自相关性,进一步用 GARCH 类模型来刻画条件异方差性。经过反复试算和比较各类模型的估计结果后,最终本文选择用 ARMA-TARCH-M 和 ARMA-PARCH-M 来估计和预测回购利率序列的波动特性(如式(1)至式(3)所示)。首先,需要确定 ARMA 模型的阶数。从 AIC 准则、SC 准则和模型残差的序列相关性 LM 检验结果来看,ARMA(2,1)和 ARMA(1,3)的 AIC 值和 SC 值均达到最小,同时其残差的序列相关性也得到有效消除,所以我们选择 ARMA(2,1)和 ARMA(1,3)(剔除不显著的 MA(2)项)分别为序列 r_1 和 r_7 的均值方程。其次,需要确定 TARCH-M 和 PARCH-M 模型的阶数。对序列 r_1 和 r_7 ,本文分别在 n -分布、 t -分布和 g -分布下,测算 TARCH-M 和 PARCH-M 两类模型的 AIC 值、SC 值以及残差检验的相伴概率,并考虑到模型系数的显著性水平,以此确定模型的滞后阶数。经过反复测算和比较分析,最终为序列 r_1 和 r_7 分别选择了 6 种刻画其时变特性的适当阶数的模型,具体优选结果见表 1。最后,运用 Eviews6.0 分析表 1 中优选出的不同滞后阶数的模型,对序列 r_1 、 r_7 分别进行拟合分析,结果如表 2、表 3 所示。

表 1 序列 r_1 、 r_7 在不同分布假设下的优选模型

序列	条件均值 方程	条件方差方程		
		n -分布	t -分布	g -分布
r_1	ARMA(2,1)	TARCH-M(2,1)	TARCH-M(2,2)	TARCH-M(1,2)
		PARCH-M(2,1)	PARCH-M(2,1)	PARCH-M(2,2)
r_7	ARMA(1,3)	TARCH-M(1,2)	TARCH-M(2,2)	TARCH-M(1,2)
		PARCH-M(2,1)	PARCH-M(2,2)	PARCH-M(2,2)

表 2 序列 r_1 优选模型的估计结果

Model	TARCH-M (2,1)- n	PARCH-M (2,1)- n	TARCH-M (2,2)- t	PARCH-M (2,1)- t	TARCH-M (1,2)- g	PARCH-M (2,2)- g
ϕ_0	-0.0002 (-0.11)*	0.0042 (48.64)	-0.0000 (-0.15)*	-0.0001 (-0.42)*	-0.0006 (-13.13)	-0.0005 (-15.34)
ϕ_1	0.4684 (19.38)	0.4658 (11.55)	0.9113 (17.18)	0.5788 (8.96)	0.7961 (79.81)	0.7605 (44.10)
ϕ_2	0.3636 (29.88)	0.0138 (1.54)*	-0.0733 (-2.82)	0.0247 (1.59)*	-0.0127 (-2.23)	-0.0030 (-0.56)*
θ_1	-0.4938 (-32.14)	-0.2884 (-7.38)	-0.7614 (-17.10)	-0.4558 (-7.07)	-0.7070 (-105.59)	-0.6759 (-44.15)
ρ	-0.2292 (-15.09)	0.0879 (24.82)	-0.0099 (-5.34)	-0.0080 (-0.67)*	-0.0220 (-5.51)	-0.0297 (-9.53)
ω	0.0001 (2.74)	0.0191 (19.14)	0.0001 (1.72)*	0.0041 (0.92)*	0.0000 (6.31)	0.0000 (2.08)
α_1	2.4870 (29.09)	0.3027 (47.31)	61.2337 (1.69)*	3.0029 (0.94)*	2.4098 (6.0992)	0.7489 (7.81)

续表 2 序列 r1 优选模型的估计结果

Model	TARCH-M (2,1)-n	PARCH-M (2,1)-n	TARCH-M (2,2)-t	PARCH-M (2,1)-t	TARCH-M (1,2)-g	PARCH-M (2,2)-g
α_2	-1.3403 (-19.15)	-0.2194 (-50.29)	-60.6143 (-1.69)*	-2.4321 (-0.94)*	—	-0.7262 (-7.73)
β_1	0.5840 (52.56)	0.9160 (2056.33)	1.1639 (161.42)	0.8987 (74.41)	0.1891 (3.15)	1.2590 (22.69)
β_2	—	—	-0.1718 (-26.87)	—	0.1710 (4.37)	-0.2725 (-5.02)
γ_1	0.8332 (13.51)	-0.5470 (-70.90)	-0.0373 (-1.25)*	-0.0713 (-3.95)	-0.9092 (-2.03)	-0.0242 (-3.65)
δ	—	0.1975 (13.02)	—	0.6708 (9.24)	—	0.9104 (10.06)
v	—	—	2.0084	2.0052	0.4712	0.5085
持续性	1.7303	0.9993	1.6115	1.4695	2.7699	1.0092
对数似然值	3 618.79	3 822.29	5 068.84	5 085.59	5 027.36	5 084.81

注:括号内的数字为 Z 统计量,* 表示显著性水平较低。v 为 t-分布的自由度或 g-分布的尾部参数(下同)。

表 3 序列 r7 优选模型的估计结果

Model	TARCH-M (1,2)-n	PARCH-M (2,1)-n	TARCH-M (2,2)-t	PARCH-M (2,2)-t	TARCH-M (1,2)-g	PARCH-M (2,2)-g
ϕ_0	0.0019 (0.92)*	-0.0012 (-12.02)	-0.0005 (-2.38)	-0.0009 (-3.33)	-0.0011 (-7.27)	-0.0010 (-6.77)
ϕ_1	1.0574 (394.03)	0.6999 (57.69)	0.8555 (40.31)	0.8115 (37.52)	0.6503 (28.79)	0.8040 (61.73)
θ_1	-0.6973 (-62.16)	-0.7150 (-62.48)	-0.6318 (-19.46)	-0.5908 (-20.14)	-0.4762 (-17.78)	-0.6920 (-44.92)
θ_3	-0.0364 (-4.15)	0.0546 (22.03)	-0.0451 (-2.46)	-0.0416 (-2.90)	0.0044 (0.62)*	-0.0194 (-5.26)
ρ	-0.0036 (-0.71)*	-0.1883 (-57.72)	-0.0045 (-1.95)	-0.0129 (-3.15)	-0.0255 (-5.42)	-0.0214 (-5.19)
ω	0.0000 (0.52)*	0.0003 (4.98)	0.0000 (2.46)	0.0000 (1.31)*	0.0000 (1.62)*	0.0000 (-0.49)*
α_1	8.1363 (42.42)	0.4526 (45.39)	7.2742 (4.33)	1.3143 (3.17)	2.0090 (9.01)	0.5525 (8.23)
α_2	—	-0.4355 (-44.86)	-5.3429 (-3.75)	-1.3038 (-3.17)	—	-0.5447 (-8.15)
β_1	0.2140 (14.13)	0.9872 (2111.50)	1.0436 (21.67)	1.3586 (32.22)	0.1220 (2.93)	1.4093 (27.56)
β_2	0.1434 (17.38)	—	-0.1750 (-4.51)	-0.3617 (-8.65)	0.3411 (10.99)	-0.4137 (-8.16)
γ_1	-7.4549 (-35.79)	0.0149 (4.53)	-0.9303 (-11.59)	-0.0132 (-3.88)	-0.8652 (-3.10)	-0.0121 (-3.19)
δ	—	0.2966 (14.28)	—	0.8720 (11.73)	—	0.7068 (6.57)
v	—	—	2.0777	2.0859	0.5562	0.6054
持续性	8.4937	1.0043	2.7999	1.0056	2.4721	1.0034
对数似然值	3 671.18	3 908.70	4 900.60	4 969.54	4 846.93	4 931.97

从表 2 和表 3 中各模型的估计结果来看,各模型的参数(* 除外)均在 5% 的显著性水平下显著。^①对各估计模型的残差分别做序列相关性 Ljung-Box 检验和异方差效应的 LM 检验,发现其序列相关性和条件异方差现象均得到有效消除,所以上述各模型均能够较好地反映回购利率序列的自相关性和异方差现象,进而准确地估计回购利率的波动特性。 t -分布下和 g -分布下模型的对数似然函数值要明显大于 n -分布下的对数似然函数值,说明 t -分布下的模型和 g -模型下的模型可以更好地捕捉序列的尖峰厚尾性。

在表 2 和表 3 中,大部分反映风险溢价的系数 ρ 均显著存在,且在 t -分布和 g -分布下所有模型中均有 $\rho < 0$,即波动率的增加被预期为回购利率收益率的下降,说明回购利率的收益率序列具有左偏性,收益率低于均值的时候较多。从拟合效果较好的 g -分布下的模型 ρ 的取值来看,波动率每增加 1%,就会导致回购利率下降大约 0.02%。

在表 2 和表 3 中,AR 项和 MA 项的各系数具有统计显著性,体现了回购利率序列的自相关性。表明我国银行间回购市场的价格对信息的反应不够灵敏,造成这种现象的主要原因在于我国银行间回购市场还不健全,市场化程度较低,政策性因素等外部突发因素在决定整体回购利率水平时起重要作用。我国银行间回购市场利率还不能算作完全意义上的市场化利率,构建完全市场化的回购市场利率还有待时日。同时,也反映出我国银行间债券回购市场的特点:交易主体多为商业银行等金融机构,资产结构大多雷同,需求偏好近乎一致,供求结构趋同。因此债券回购市场容易出现单边行情,而且交易主体大多存在显著的乐观投资情绪,对资金的回购不理智,受利好消息影响较大,盲目性较强。一个典型的事例是中国石油(601857)的新股申购,由于大额新股发行冻结资金会导致货币市场利率迅速上涨,资金冻结期结束后货币市场利率又快速回落。中国石油于 2007 年 10 月 22 日公开发行股票,新股申购的非理性投机行为导致当时货币市场资金空前匮乏,在网上资金申购日当天(2007 年 10 月 26 日)R1 和 R7 的值分别达到了历史罕见的 8.83% 和 10.15%。

在表 2 和表 3 中,各模型的杠杆因子系数 $\gamma \neq 0$,并且通过了检验,说明新息作用是非对称的。在 t -分布和 g -分布下的所有模型中均有 $\gamma_1 < 0$,说明市场存在着反杠杆效应,^②即与一般杠杆效应所描述的“坏消息”对市场冲击更大的现象相反,在 1 日和 7 日回购市场中“好消息”对市场的冲击更大。这主要是由两方面的因素造成的:一是样本期主要处于我国经济高速增长的阶段,金融主体对人民银行有持续加息的预期;二是利率的特殊性,利率是央行货币政策的指示器,利率上升,说明央行认为经济有过热的倾向而可能采取抑制措施,由此引起市场主体恐慌,加剧利率波动。

从表 2、表 3 中的结果中还可以发现一个共同特点,那就是在所有模型的条件方差中存在过高的持续性(除模型 PARCH-M(2,1)- n 以外),这不符合

GARCH 模型所隐含的平稳性条件,它会导致残差呈指数型增长,应用此类模型为衍生品定价时要慎重。

(三)VaR 值的估计结果。拟合效果良好并不能直接说明其预测能力也同样优秀。运用 Eviews6.0 求表 2、表 3 中各模型的条件均值和条件方差的向前一步预测值 $\hat{r}_t(1)$ 和 $\hat{\sigma}_t(1)$,再利用 VaR 计算多头头寸和空头头寸,在 95% 和 99% 的置信度下,计算回购利率的日均 VaR 值,进一步计算其 LR 统计量并进行模型检验。表 4 和表 5 是各模型估计的 VaR 均值和标准差,以及用返回测试方法得到的失败率及其似然比统计量 LR(限于篇幅,略去了失败天数以及空头头寸 VaR 均值和标准差)。

表 4 序列 r1 各模型 VaR 值的统计结果

Model	置信度 (%)	多头头寸 VaR				空头头寸 VaR	
		VaR 均值	VaR 标准差	失败率 (%)	LR 统计量	失败率 (%)	LR 统计量
TARCH-M(2,1)-n	95	-0.1037	0.1988	2.16	38.69	3.11	15.81
PARCH-M(2,1)-n	95	-0.0609	0.0703	2.30	28.87	2.72	23.72
TARCH-M(2,2)-t	95	-0.0455	0.0901	5.05	0.00	8.10	30.66
PARCH-M(2,1)-t	95	-0.0417	0.0675	5.32	0.36	7.76	24.78
TARCH-M(1,2)-g	95	-0.0674	0.1204	2.77	22.47	5.05	0.00
PARCH-M(2,2)-g	95	-0.0548	0.0802	2.50	29.14	5.05	0.00
TARCH-M(2,1)-n	99	-0.1445	0.2745	1.05	0.05	2.05	15.37
PARCH-M(2,1)-n	99	-0.0885	0.1001	1.16	0.46	1.89	11.24
TARCH-M(2,2)-t	99	-0.1059	0.2084	1.05	0.05	2.77	38.49
PARCH-M(2,1)-t	99	-0.0968	0.1559	1.22	0.81	2.55	30.54
TARCH-M(1,2)-g	99	-0.1544	0.2778	0.67	2.34	1.77	8.82
PARCH-M(2,2)-g	99	-0.1207	0.1774	0.67	2.34	1.89	11.24

注:LR 统计量的值越小,越无法拒绝 VaR 模型是正确的原假设,说明该模型的预测越精确(下同)。表中各模型的均值方程均为 ARMA(2,1)。

表 5 序列 r7 各模型 VaR 值的统计结果

Model	置信度 (%)	多头头寸 VaR				空头头寸 VaR	
		VaR 均值	VaR 标准差	失败率 (%)	LR 统计量	失败率 (%)	LR 统计量
TARCH-M(1,2)-n	95	-0.1745	0.3063	1.33	71.60	2.77	22.47
PARCH-M(2,1)-n	95	-0.1031	0.1271	2.66	25.02	3.66	7.59
TARCH-M(2,2)-t	95	-0.0759	0.1298	6.20	5.09	6.76	10.57
PARCH-M(2,2)-t	95	-0.0691	0.1023	4.77	0.22	6.26	5.55
TARCH-M(1,2)-g	95	-0.1038	0.1714	3.16	14.83	4.82	0.13
PARCH-M(2,2)-g	95	-0.0800	0.1139	3.77	6.34	4.82	0.13
TARCH-M(1,2)-n	99	-0.2465	0.4351	0.61	3.24	1.61	5.64
PARCH-M(2,1)-n	99	-0.1415	0.1748	1.61	5.64	2.22	19.98
TARCH-M(2,2)-t	99	-0.1756	0.2969	0.89	0.25	2.11	16.86
PARCH-M(2,2)-t	99	-0.1583	0.2301	0.89	0.25	1.61	5.64
TARCH-M(1,2)-g	99	-0.2195	0.3629	0.50	5.64	1.27	1.25
PARCH-M(2,2)-g	99	-0.1685	0.2394	0.83	0.56	1.39	2.40

注:表中各模型的均值方程均为 ARMA(1,3),且除去 MA(2)项。

从表 4、表 5 的统计结果来看,无论是多头头寸(回购方)还是空头头寸(逆回购方),用 PARCH-M 计算得到的 VaR 值要比用 TARCH-M 计算得到的 VaR 值更稳定,而且 PARCH-M 的 VaR 标准差也小于 TARCH-M 的 VaR 标准差,说明用 PARCH-M 计算得到的 VaR 值更优,在估计 VaR 值时可优先选择 PARCH-M。

从返回检验的结果来看, n -分布下估算的 VaR 值,其预测能力较差,无论是多头还是空头,都存在明显高估风险或低估风险的现象,说明 n -分布下的模型不适合用来计算序列 r_1 和 r_7 的 VaR 值。在 t -分布下,各模型估计的多头 VaR 值比较理想,在 95% 和 99% 的置信度下,失败率均接近 5% 和 1%,其求取的 LR 值也较理想,精度较高;而空头 VaR 值过于乐观,失败率偏高,明显低估了风险值,说明 t -分布下的模型能较好地刻画序列的左尾特征,适合用来计算多头 VaR 值,但不适合空头。而在 g -分布下,各模型估计的空头 VaR 值比较理想,多头 VaR 值则过于保守,失败率偏低,明显高估了风险值,说明 g -分布下的模型能较好地刻画序列的右尾特征,适合用来计算空头 VaR 值,但不适合多头。

作为应用之一,利用本模型可以预测我国银行间质押式回购交易者向前一步的利率风险。例如,对一个 7 天质押式回购的空头头寸(逆回购方)来说,依照表 3 所示的 TARCH-M(1,2)- g 和 PARCH-M(2,2)- g ,当置信水平为 95% 时,可计算出 2002 年 1 月 4 日至 2009 年 3 月 31 日期间回购利率的 VaR 分别为 0.1093 和 0.1196,说明我国银行间质押式回购市场的空头头寸在 2009 年 4 月 1 日遭受的利率损失不超过 10.93% 或 11.96%,这说明我国回购市场具有较高的风险。

五、结论和建议

本文以我国质押式回购利率为研究对象,建立了不同分布假设下的优选模型,度量了我国回购市场的利率风险,得出如下主要结论:第一,通过选择适当的滞后阶数, n -分布、 t -分布和 g -分布下的 ARMA-TARCH-M 模型和 ARMA-PARCH-M 模型均可以有效地刻画序列的动态特性,并且 t -分布和 g -分布下模型的对数似然函数值要明显优于其他模型,它们可以更好地捕捉序列的尖峰厚尾现象。第二,我国银行间债券回购市场存在显著的自相关性和波动的非对称性,而且在利率上升时波动更大。这说明我国银行间债券回购市场尚不成熟,作为交易主体的商业银行,其资产结构雷同,需求偏好近乎一致,供求结构趋同,且具有较强的投机色彩;也反映出我国商业银行还未建立起完全由市场决定的利率体制下所应具备的资产负债管理意识和利率风险管理意识,对利率风险的认识还不够深刻,利率风险管理技术较差,缺少科学合理的头寸管理策略。第三,VaR 值度量的准确性除了和模型的选择有关

外,更重要的是对序列分布所做的假设。适当阶数的 ARMA-PARCH-M 是估计 VaR 值的理想模型,而且 t -分布下的模型适合用来估计多头头寸的 VaR 值, g -分布下的模型适合用来计算空头头寸的 VaR 值。

本文的估计结果表明,我国银行间质押式回购市场的利率风险较高。这只是从数字上考察我国回购市场的利率风险,如考虑现实的制度环境,利率风险还会进一步加大。虽然我国的利率市场化改革取得了显著成效,但是市场利率由央行控制而非根据市场供求生成的局面却并没有得到根本改变,我国商业银行在应对利率变动中仍处于被动地位。同时,由于客户利率隐含期权的存在,当应对利率变动时,在银行与客户的博弈中,银行总处于不利地位。如果利率水平显著下降,借款者可以提前偿还银行贷款,以低利率重新筹集资金;如果利率水平显著上升,存款户可以从银行取出未到期的定期存款,重新存入高利率的存款账户。客户利率隐含期权的存在致使商业银行面临利率变化带来的巨大风险。种种现实状况更加重了我国商业银行整体利率风险程度。

总体上在利率初步市场化的今天,我国商业银行利率风险偏大的现实说明我国商业银行利率风险管理水平较低,这应该引起足够的重视。现代商业银行风险度量的技术方法是在 20 世纪 70 年代以后才逐渐提出来的,它是建立在金融及金融创新理论的发展、计算机网络技术的进步、各种科学计量技术发展的基础上的。可以说商业银行风险度量技术属于金融领域的“高科技”产物,即使目前先进的风险度量技术也只是在国际知名的大跨国银行中得到普遍使用。我国商业银行风险度量技术在吸收国外风险管理先进成果的基础上,虽然近年来获得了巨大发展,逐渐开始摆脱风险定性衡量的阶段,开始着手建立科学的风险度量技术,但仍难掩我国商业银行市场风险度量技术落后、模型陈旧的事实。市场风险度量技术的落后,严重制约了我国商业银行市场风险管理的效果,成为商业银行风险管理的“瓶颈”。

随着我国利率市场化改革的推进,巨大的利率风险和落后的利率风险管理水平将严重影响金融体系的健康稳定,影响商业银行的经营效率和核心竞争力的提升。为此,政府一方面要稳步推进利率市场化进程,另一方面要加大金融市场的创新力度,完善和丰富利率风险管理的手段和工具,促进利率远期、利率期货、利率期权、利率互换等利率衍生品市场的发展。同时,我国金融机构也要充分认识到利率市场化对经营管理的影响,转变风险管理理念,引进先进的风险管理模型、方法和技术,建立包括利率风险的识别、报告、分析、度量、决策处理、控制和监督检查等步骤的、完整的利率风险管理机制,健全利率风险管理组织体系,有效地管理和控制利率风险。本文的结论将使我们更加清晰地认识我国市场利率的风险特性,目的在于为我国商业银行的利率风险管理提供一个可行的技术解决方案。

注释:

- ①常数项不显著并不影响模型的估计效果,参见 Nelson D B. ARCH models as diffusion approximations[J]. Journal of Econometrics, 1990,(1):7—38.
- ②对于利率序列的反杠杆效应,由于选择的样本期间和统计模型不同,不同的作者得到的结论也不尽相同。吴雄伟、谢赤(2002)在研究我国银行间债券市场回购利率的波动性时,得到“利率上升时波动更大”的结论。李志辉、刘胜会(2006)在研究 2000 年至 2004 年我国银行间同业拆借市场的利率风险时得到类似结论。但是李成、马国校(2007)却没有得出类似的结论,认为 2002 年 11 月至 2006 年 3 月间我国银行间同业拆借利率序列是否存在杠杆效应并不明确。

参考文献:

- [1]朱世武,陈健恒.利率期限结构理论实证检验与期限风险溢价研究[J].金融研究,2004,(5):78—88.
- [2]吴丹,谢赤.中国银行间国债利率期限结构的预期理论检验[J].管理学报,2005,(9):536—541.
- [3]吴雄伟,谢赤.银行间债券市场回购利率的 ARCH/GARCH 模型及其波动性分析[J].系统工程,2002,(5):88—91.
- [4]范龙振.银行间市场回购利率变化的利率模型解释[J].系统工程学报,2007,(2):27—34.
- [5]冯国柱,陈宝峰.基于银行间国债回购利率时间序列的实证分析[J].数量经济技术经济研究,2003,(5):140—143.
- [6]韩美清.基于 ARMA 模型的银行间质押式回购利率的实证研究[J].金融研究,2008,(5):138—150.
- [7]李志辉,刘胜会.我国商业银行利率风险的度量研究——以同业拆借市场为例[J].南开经济研究,2006,(3):27—41.
- [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.

Risk Measurement of Pledged Repo Interest Rate: Empirical Study Based on ARMA-GARCH Model

WANG De-quan

(School of Software & Microelectronics, Peking University, Beijing 102600, China)

Abstract: The paper makes an empirical study on the inter-bank bond pledged repo market in China from Jan. 4, 2002 to March 31, 2009. The empirical results show that models with t-distribution and g-distribution can better portray the heavy-tailed feature of leptokurtosis of repo interest rate series. The repo interest rate volatility is significantly asymmetric and is bigger when the interest rate rises. ARMA-GARCH model with t-distribution is fit for the estimation of VaR of long position, and ARMA-GARCH model with g-distribution is suitable to measure VaR of short position. It indicates that the interest rate risk in our repo market is higher.

Key words: ARMA-GARCH model; VaR; pledged repo interest rate; interest rate risk

(责任编辑 喜 雯)