

我国短期利率序列均值过程和波动率过程的长期记忆性测度与检验

刘金全, 隋建利

(吉林大学数量经济研究中心, 吉林 长春 130012)

摘要: 我们使用我国 1996 年 1 月至 2008 年 6 月期间的银行同业拆借利率, 对我国利率均值过程及其波动过程的长期记忆性进行测度和检验。利用 ARFIMA 模型和 FIGARCH 模型的检验结果说明, 我国利率序列的一阶矩中不存在长期记忆性, 而二阶矩中存在显著的长期记忆性; 进一步运用 ARFIMA-FIGARCH 模型对利率均值过程及其波动过程的双长期记忆性进行检验时发现, 我国利率序列均值过程中不存在明显的长期记忆性, 但波动率序列中存在非常显著且较强的长期记忆性特征; 通过考虑 Student-t 分布进一步说明, 我国利率序列中明显存在“尖峰厚尾”分布特征。

关键词: 长期记忆性; 利率; ARFIMA 模型; FIGARCH 模型; ARFIMA-FIGARCH 模型

中图分类号: F22 **文献标识码:** A **文章编号:** 1004-292X(2008)06-0003-05

一、引言

Mandelbrot (1971) 最早通过研究资产收益中持久性统计依赖问题提出了长期记忆性效应概念, 而长期记忆性效应的存在不仅意味着由布朗运动 (Brownian motion) 和鞅过程 (martingale process) 假设推导出的标准衍生品定价模型失效, 而且有悖于市场有效性理论以及其它许多依赖正态分布或有限方差的模型 (Campbell 等, 1997)。长期记忆过程和 ARCH 模型是描述经济及金融时间序列特征的两个典型非线性随机模型。具有长期依赖性和非周期循环性的长期记忆过程表明, 非线性结构是序列长期依赖性的累积结果, 而 ARCH 模型认为时间序列的非线性结构起源于依赖时间的条件方差。

鉴于长期记忆性效应特征具有重大理论意义与研究价值, 自 20 世纪 90 年代以来, 大量经验研究集中于金融与经济时间序列的长期记忆性效应检验。Goetzmann (1993) 以及 Tolvi (2003) 等基于修正 R/S 统计量以及 Hurst 指数分析方法对股票价格指数的研究结果基本不支持其收益率序列具有长期记忆性。但是, Barkoulas 等 (2000)、Sourial (2002) 以及 Sibbertsen (2004) 却发现雅典、韩国、新加坡、埃及以及德国等国家的股票收益率序列存在明显的长期记忆性特征。此外, Luis (2004a, 2004b) 利用单位根检验、AR (Autoregressive) 模型以及脉冲响应函数等方法检验了美国利率时间序列中的长期记忆性效应。我国学者李红权和马超群 (2005) 以及金秀和姚瑾 (2006) 等运用修正 R/S 统计量以及 Hurst 指数分析方法所得到的研究结果基本不支持金融资产收益率序列具有长期记忆性。

然而, 关于经济与金融时间序列长期记忆性效应更为活跃、更为激烈的研究领域不仅限于包括经典 R/S 分析方法、修正 R/S 分析方法、基于频域谱回归的 GPH 检验方法以及 Hurst 指数分析方法。自从 Granger 和 Joyeux (1980) 以及 Hosking (1981) 等基于分数差分噪声 (fractional differential noise) 模型提出了 ARFIMA 模型以后, 该模型由于能够模拟经济时间序列中出现的强持续性和长期记忆性, 而被广泛应用于经济和金融研究领域 (Lo, 1991; Peters, 1994)。而 Tsay (2000) 基于 ARFIMA 模型检验了美国实际利率的长期记忆性特征。此外, 自从 Engle (1982) 和 Bollerslev (1986) 分别提出 ARCH 和 GARCH 模型以后, 人们便注意到条件方差过程中的冲击反应具有持续性, 这也直接导致了 Engle 和 Bollerslev (1986) 对 IGARCH 模型的构建。而后, Baillie (1996) 等在 GARCH 模型的基础上提出了 FIGARCH 模型, 并将其应用于美元和德国马克的汇率时间序列数据时发现, FIGARCH 模型比 IGARCH 模型具有更好的解释能力, 同时说明该时间序列条件方差中存在长期记忆性效应。在随后的研究中, So (2000) 等均发现波动序列具有显著的强长期相关性, 波动的长期记忆效应将对波动率的预测及衍生证券定价产生重大的影响。而 Duan 和 Kris (2008) 运用 FIGARCH 模型研究了美国利率中具有马尔科夫过程以及非马尔科夫过程的长期记忆性效应问题。在国内的研究中, 王春峰等 (2003) 以及王春峰和张庆翠 (2004) 分别建立 ARFIMA 和 FIGARCH 模型对我国沪深综合指数进行研究, 发现我国股票市场中无论是收益率还是波动过程均具有明显的长

收稿日期: 2008-08-03

基金项目: 吉林大学“985 工程”、“经济分析与预测哲学社会科学创新基地”和吉林大学“985 工程”研究生创新基金重点项目(20081101)资助。

作者简介: 刘金全(1964-)男, 黑龙江人, 吉林大学数量经济研究中心教授, 博士研究生导师, 主要从事宏观金融决策与风险管理研究; 隋建利(1982-)男, 吉林白山人, 吉林大学数量经济专业博士研究生, 主要从事宏观金融决策与风险管理研究。

期记忆性特征。徐立霞等 (2006) 基于 ARFIMA 模型利用 Bayes 估计方法以人民币对美元汇率为研究对象, 说明我国汇率波动中存在长期记忆性效应。

考虑到均值过程和条件方差过程均有可能存在长期记忆性效应, Teysriere (1997) 将具有时变条件异方差的 ARFIMA 模型作为长期记忆性 FIGARCH 模型的条件均值方程, 构造出描述时间序列及其波动的双长期记忆性 ARFIMA-FIGARCH 模型。该模型在譬如 Baillie 等 (2002) 以及 Zeynel 和 Mahir (2008) 的研究中都有所涉猎, 在国内该模型主要集中在应用于对股票市场以及通货膨胀率的研究, 例如罗登跃和王玉华 (2005) 基于标准对数周期图法以及 tapered 对数周期图法, 通过 ARFIMA-FIGARCH 模型刻画了上海股市收益率和波动性的长期记忆性特征。刘金全等 (2007) 运用 ARFIMA-FIGARCH 模型对我国通货膨胀率的动态过程进行了检验。

关于利率持续性特征的研究一直是货币经济学领域研究的核心问题, 同时, 检验利率序列当中是否存在长期记忆性效应的问题在货币经济学的理论及其经验研究中具有十分重要的指导意义 Luis (2004a, 2004b)。而在我国对利率时间序列长期记忆性效应的研究却相对较少, 鉴于此, 本文基于 ARFIMA 模型、FIGARCH 模型以及 ARFIMA-FIGARCH 模型估计等方法对我国利率均值过程及其波动过程的长期记忆性效应进行检验和分析。同时, 在利用测度均值过程和波动过程长期记忆性的模型进行分析时, 我们采用 Student-t 分布来刻画我国利率序列中明显存在的“尖峰厚尾”分布特征。

二、我国利率均值过程及其波动过程中的长期记忆性分析方法

长期记忆性效应表现为一个序列的自相关函数缓慢衰减, 这种衰减过程服从幂法规则 (呈双曲线), 与自相关函数中呈几何衰减的短期记忆性过程 (如 ARMA 过程) 相比, 其衰减速度要缓慢得多。

1. 测度均值过程长期记忆性的 ARFIMA 模型

Granger 和 Joyeux (1980) 以及 Hosking (1981) 等基于分数差分噪声 (fractional differential noise) 模型提出了 ARFIMA 模型, 该模型由于能够模拟经济时间序列中出现的强持续性和长期记忆性, 而被广泛应用于经济和金融研究领域, 常见的线性 ARFIMA (p, d, q) 模型定义如下:

$$\phi(L)(1-L)^d(r_t - \mu) = \theta(L)u_t \quad (1)$$

其中, $\phi(L) = 1 - \phi_1L - \dots - \phi_pL^p$ 和 $\theta(L) = 1 - \theta_1L - \dots - \theta_qL^q$ 分别为 p 阶和 q 阶滞后多项式, L 为滞后算子, 其所有特征根均在单位圆外, r_t 为可观测的样本序列, μ 为均值, 扰动项 $u_t \sim iidN(0, \sigma^2)$, 分整算子 $(1-L)^d$ 可由二项式进行展开:

$$(1-L)^d = 1 - dL + \frac{d(d-1)}{2!}L^2 - \frac{d(d-1)(d-2)}{3!}L^3 + \dots$$

$$= \sum_{k=0}^{\infty} \frac{\Gamma(k-d)}{\Gamma(-d)\Gamma(k+1)}L^k \quad (2)$$

其中, Γ 为伽玛函数, 用 p+q 个参数描述 ARFIMA (p, d, q) 过程的短期记忆性特征, 用参数 d 反映过程的长期记忆性特征。当 $-0.5 < d \leq 0$ 时, 序列平稳不具有记忆性; 当 $0 < d < 0.5$

时, 序列平稳具有有限方差和长期记忆性; 当 $0.5 \leq d < 1$ 时, 序列非平稳具有无限方差和持久记忆性, 但记录了均值回归过程; 当 $d > 1$ 时, 序列将不会回复到其均值水平。

2. 测度波动过程长期记忆性的 FIGARCH 模型

为了捕捉时间序列波动的长期记忆性, Baillie 等 (1996) 通过将 IGARCH 模型中的一阶差分算子 $(1-L)$ 替换为分数差分算子 $(1-L)^d$, $0 < d < 1$, 提出了具有长期记忆性的 FIGARCH (r, d, s) 模型, 其形式如下:

$$\alpha(L)(1-L)^d u_t^2 = \omega + [1 - \beta(L)]v_t$$

$$v_t = u_t^2 - \sigma_t^2 \quad (3)$$

或表示为:

$$(1 - \beta(L))\sigma_t^2 = \omega + [1 - \beta(L) - \alpha(L)(1-L)^d]u_t^2 \quad (4)$$

其中, $\alpha(L) = 1 - \alpha_1L - \dots - \alpha_rL^r$, $\beta(L) = \beta_1L + \dots + \beta_sL^s$ 。对所有 $i=1, \dots, r$ 和 $j=1, \dots, s$, 有 $\alpha_i > 0$, $\beta_j > 0$ 且满足平稳性条件:

$$0 \leq \sum_{i=1}^r \alpha_i \leq 1, 0 \leq \sum_{j=1}^s \beta_j \leq 1$$

显然, 上述 FIGARCH 模型涵括了当 $d=0$ 或 $d=1$ 时的 GARCH 模型和 IGARCH 模型, 分整算子 $(1-L)^d$ 同 ARFIMA 模型的多项式展开表达式 (2) 相同。若 k 充分大, 则 $\Gamma(k-d)/\Gamma(k+1) \approx k^{-d-1}$, 无限多项式 (2) 的系数以指数形式衰减。此外, FIGARCH 模型用 r+s 个参数描述条件方差过程的短期记忆性特征, 用参数 d 反映该过程的长期记忆性特征, 且 $0 < d < 1$ 满足可逆性条件。

在 GARCH 模型中, 过去信息的平方对当前条件方差的影响随滞后长度的不同以指数形式衰减, 在 IGARCH 模型中, 过去信息对滞后长度的影响依然存在。但是, 在 FIGARCH 模型中, 过去信息对当前条件方差的影响随滞后阶长度以双曲率逐渐消失。因此, 相对于 GARCH 和 IGARCH 模型而言, FIGARCH 模型能够更好地捕捉序列的波动动态结构性质。

3. 测度均值过程及其波动过程双长期记忆性的 ARFIMA-FIGARCH 模型

由于均值过程和条件方差过程均有可能存在长期记忆性效应, Teysriere (1997) 把具有时变条件异方差的 ARFIMA 模型作为长期记忆性 FIGARCH 模型的条件均值方程, 构造出描述时间序列及其波动的双长期记忆性 ARFIMA-FIGARCH 模型。本文将 ARFIMA-FIGARCH 模型应用到我国利率及其波动序列的研究当中。假设利率序列为 $\{r_t\}_{t=1}^T$, 则 ARFIMA (p, d_m, q)-FIGARCH (r, d_v, s) 模型形式如下:

$$\phi(L)(1-L)^d(r_t - \mu) = \theta(L)u_t, u_t \sim iidN(0, \sigma_t^2) \quad (5)$$

$$\sigma_t^2 = \omega + \beta(L)(\sigma_t^2 - u_t^2) + [1 - \alpha(L)(1-L)^d]u_t^2 \quad (6)$$

其中, u_t 为均值, ω 为常数项, d_m 和 d_v 分别为利率均值过程及其波动过程的长期记忆性参数, $\phi(L) = 1 - \phi_1L - \dots - \phi_pL^p$, $\theta(L) = 1 - \theta_1L - \dots - \theta_qL^q$, $\alpha(L) = 1 - \alpha_1L - \dots - \alpha_rL^r$ 和 $\beta(L) = \beta_1L + \dots + \beta_sL^s$ 分别为滞后算子多项式, 满足平稳性和可逆性条件。分整算子 $(1-L)^{d_m}$ 和 $(1-L)^{d_v}$ 仍然同 ARFIMA 模型的多项式展开表达式 (2) 相似:

$$(1-L)^{d_m} = 1 - d_m L + \frac{d_m(d_m-1)}{2!} L^2 + \dots = \sum_{k=0}^{\infty} \frac{\Gamma(k-d_m)}{\Gamma(-d_m)\Gamma(k+1)} L^k \quad (7)$$

$$(1-L)^d = 1 - dL + \frac{d(d-1)}{2!} L^2 + \dots = \sum_{k=0}^{\infty} \frac{\Gamma(k-d)}{\Gamma(-d)\Gamma(k+1)} L^k \quad (8)$$

4. 尾部分布形式

残差分布的假设是对模型进行极大似然估计的基础，在前面的模型中，均假设分布形式满足高斯正态分布，即扰动项 $\varepsilon_t = u_t / \sigma_t \sim iidN(0, 1)$ ，但这种假设在经济或金融数据拟合中受到极大地质疑，因为很多时间序列数据具有较大尾部概率值的厚尾特征，从而使得正态分布假定可能会造成模型设定误差的出现。为解决上述问题，Bollerslev (1987) 提出了能够刻画时间序列厚尾特征并被广泛应用于GARCH模型中的 Student-t 分布密度函数。

Student-t 分布密度函数为：
$$t(u_t, \sigma_t^2, \nu) = \frac{1}{\sqrt{(\nu-2)\pi} \sigma_t} \Gamma\left(\frac{\nu+1}{2}\right) \Gamma\left(\frac{\nu}{2}\right)^{-1} \left(1 + \frac{u_t^2}{(\nu-2)\sigma_t^2}\right)^{-(\nu+1)/2} \quad (9)$$

其中， $\nu > 2$ 为自由度， $\Gamma(\cdot)$ 为伽玛函数， u_t 源自 GARCH 模型中均值方程的未标准化残差， σ_t^2 来自 GARCH 模型的条件方差。随着 ν 值的增大，t 分布收敛于正态分布，但有超额的峰度。

三、我国利率均值过程及其波动过程中的长期记忆性经验研究

我们首先刻画我国利率动态过程的时变波动性与分布特征，进而通过运用时间序列动态模型来检验我国利率均值过程及其波动过程中的长期记忆性效应特征。

1. 利率时间序列的数据描述

本文基于上述模型与方法，对我国银行同业拆借利率月度数据的动态过程进行测度，以检验我国利率均值过程及其波动过程中的长期记忆性效应与分布特征。样本区间为 1996 年 1 月至 2008 年 6 月，共 150 个样本。数据来源于锐思 (RESSET) 金融研究数据库以及中国银行数据库 <http://www.boc.cn>，文中所涉及的所有程序由 Gauss 8.0 及 Ox 语言完成。图 1 给出了我国利率序列的时间变化路径 (其中利率趋势由 HP-滤波获得，图中的柱形图表示利率缺口，即利率与利率趋势水平之间的差距)。

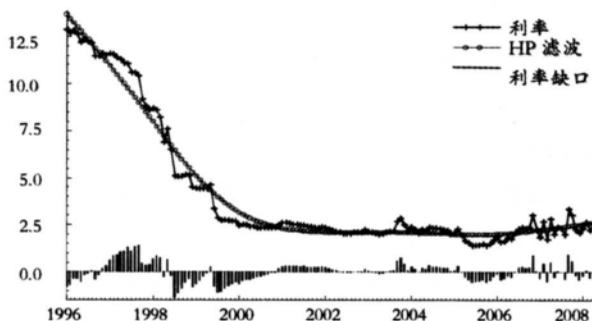


图 1 我国利率序列 (1996 年 1 月至 2008 年 6 月)

由图 1 可以看出，从 1996 年 1 月至 1999 年 6 月期间，我国利率序列总体呈现较为快速的下降态势，这也是从 1996 年我国经济成功实现“软着陆”后的实际反映。而从 1999 年 6 月至今我国利率序列总体表现出相对稳定而平缓的过程。此外，在 1996 年初至 2001 年初以及 2005 年初至今的期间内，我国利率序列的动态波动特征较为明显并尤以 2005 年初至今的期间内利率序列的波动更为剧烈。同时，我们还可以观察到，当利率波动处于较高水平时，利率缺口也呈现出扩大的倾向，这表明我国利率均值过程与利率波动过程之间可能存在某种程度的相依特征。

表 1 利率序列的描述性统计量

样本数	均值	标准差	偏度	峰度	J-B 正态检验	
					J-B 统计量	概率 P 值
150.00	4.1320	3.4398	1.5133	3.6817	60.157	0.0000

表 1 给出了我国利率时间序列的描述性统计量。从偏度统计量和峰度统计量可以看出，我国利率序列具有明显的“尖峰厚尾”分布特征，同时，J-B 正态检验统计量以及与其相应的概率 P 值结果进一步说明，利率序列显著拒绝服从正态分布的原假设，因此，我们在刻画利率序列分布函数时，考虑比正态分布具有更厚尾部性质的 Student-t 分布非常必要。

2. 我国利率均值过程及其波动过程的长期记忆性检验

为了刻画和检验我国利率一阶矩当中是否存在长期记忆性特征，我们采用 ARFIMA 模型进行测度。首先我们分别根据 Akaike (AIC) 和 Schwartz (BIC) 两种信息准则来确定 ARFIMA 模型的滞后阶数，信息准则值越小说明模型设定越好。利用极大似然估计方法对 ARFIMA 模型进行估计，可以得到每个模型的对数似然值，从而可以计算 AIC 和 BIC 准则值：

$$AIC = -2\log L / T + 2k / T, \quad BIC = -2\log L / T + k \log T / T$$

其中， $\log L$ 为对数似然值， k 为参数个数， T 为样本个数。

ARFIMA 模型在不同滞后阶数下估计的 AIC 和 BIC 准则值结果表明，当 $p=3, q=2$ 时，利率序列的 ARFIMA 模型最优。表 2 给出了测度我国利率序列长期记忆性效应时采用的最优 ARFIMA (3, d, 2) 模型的参数估计结果，在此采用 Student-t 分布来刻画我国利率序列中明显存在的“尖峰厚尾”分布特征。从表征均值过程长期记忆性参数的估计值 $d = -0.0108$ 及其显著性结果可以看出，在我国利率水平的一阶矩当中不存在明显的长期相依性效应，而尾部参数的估计值 $\nu = 2.0600$ 及其显著性结

表 2 ARFIMA (3, d, 2) 模型估计

ϕ_1	1.3339** (0.1402)	μ	2.5244** (0.1435)
ϕ_2	0.2632 (0.2939)	d	-0.0108 (0.0153)
ϕ_3	-0.5995** (0.1531)	σ	0.7694** (0.1962)
θ_1	0.4732* (0.2008)	ν	2.0600** (0.0316)
θ_2	0.5269** (0.2008)	$\log L$	-11.686

注：括弧内数值为参数估计值的对应标准差；“**”、“*”和“+”分别表示在 1%、5% 和 10% 水平下显著。

果进一步证实了在估计 ARFIMA 模型时采用 Student-t 分布的必要性。

为了描述和识别我国利率二阶矩当中是否存在长期记忆性效应，我们运用 FIGARCH 模型进行测度。同估计 ARFIMA 模型相类似，我们必须首先确定 FIGARCH 模型的滞后阶数。在不同滞后阶数下估计的 AIC 和 BIC 准则值结果表明，当 $r=2, s=1$ 时，利率序列的 FIGARCH 模型最优。表 3 给出了测度我国利率序列波动过程长期记忆性特征时采用的最优 FIGARCH (2, d , 1) 模型的参数估计结果，在此仍然采用 Student-t 分布来刻画我国利率序列中明显存在的“尖峰厚尾”分布特征。从表征波动过程长期记忆性参数的估计值 $d=0.4021$ 及其显著性结果可以看出，在我国利率水平的二阶矩当中存在显著的长期相依性，同时，尾部参数的估计值及其显著性结果说明，我们在估计 FIGARCH 模型时运用 Student-t 分布刻画利率序列中存在的“尖峰厚尾”分布特征非常合适。

表 3 FIGARCH (2, d , 1) 模型估计

ω	α_1	α_2	β_1	d	ν	$\log L$
0.7399** (0.1242)	0.3052* (0.1744)	0.6948+ (0.1744)	0.4877** (0.1497)	0.4021** (0.1381)	9.9584** (2.9120)	-347.83

注：括弧内数值为参数估计值的对应标准差；“**”、“*”和“+”分别表示在 1%、5%和 10%水平下显著

在前面的经验研究中我们发现，我国利率序列的一阶矩当中不存在长期记忆性而二阶矩当中存在显著的长期记忆性。在此，我们进一步将我国利率序列的均值过程和波动过程一同考虑，并采用 ARFIMA-FIGARCH 模型进行测度。由 AIC 准则和 BIC 准则确定的最优 ARFIMA-FIGARCH 模型的滞后阶数为 $p=3, q=1, r=1, s=1$ 。表 4 给出了测度我国利率均值过程及其波动过程中双长期记忆性效应的最优 ARFIMA (3, d_m , 1) -FIGARCH (1, d_v , 1) 模型估计结果，在此依然采用 Student-t 分布来刻画我国利率序列中明显存在的“尖峰厚尾”分布特征。从表征均值过程长期记忆性参数的估计值 $d_m=-0.0116$ 及其显著性结果以及代表波动过程长期记忆性参数的估计值 $d_v=0.8409$ 及其显著性结果可以看出，我国利率均值过程当中不存在明显的长期记忆性，但波动序列当中存在非常显著且较强的长期记忆性。而尾部参数的估计值 $\nu=2.9759$ 及其显著性结果再一次证实了在估计 ARFIMA-FIGARCH 模型时考虑 Student-t 分布的必要性。

另外，我们可以构造似然比 (LR) 统计量来进一步比较本文所采用的三个模型的拟合效果，显然，三个不同的对数似然值 ($\log L$) 估计结果说明，相对于 ARFIMA 模型以及 FIGARCH 模型而言，ARFIMA-FIGARCH 模型的估计效果更优。从表征利率均值过程的长期记忆性参数估计结果来看，ARFIMA-FIGARCH 模型的估计结果 ($d_m=-0.0116$) 与 ARFIMA 模型的估计结果 ($d=-0.0108$) 基本相同；而从代表利率波动过程的长期记忆性参数估计结果来看，ARFIMA-FIGARCH 模型的估计结果 ($d_v=0.8409$) 较 FIGARCH 模型的估计结果 ($d=0.4021$) 更能体现出利率波动过程中具有较强长期相依性的特征。

表 4 ARFIMA (3, d_m , 1) - FIGARCH (1, d_v , 1) 模型估计

ϕ_1	1.9974** (0.0661)	ω	0.0115* (0.0057)
ϕ_2	-1.0494** (0.1098)	α_1	0.0010** (0.0003)
ϕ_3	0.0510 (0.0430)	β_1	0.0346* (0.0146)
θ_1	0.9654** (0.0146)	d_v	0.8409** (0.0958)
μ	1.6777* (1.2748)	ν	2.9759** (0.3504)
d_m	-0.0116 (0.0073)	$\log L$	15.022

注：括弧内数值为参数估计值的对应标准差；“**”、“*”和“+”分别表示在 1%、5%和 10%水平下显著

图 2 和图 3 分别给出了利用 ARFIMA-FIGARCH 模型，对我国利率序列进行估计而得到的条件异方差 σ_t^2 估计结果的时间动态轨迹以及对对应标准化残差 u_t / σ_t 的 Q-Q 图。与图 1 相对比可以发现，我国利率水平与利率波动过程有着相似的变化趋势，当利率波动处于较高水平时，利率条件异方差的波动也处于较高水平。特别在 1996 年初至 2001 年初以及 2005 年初至今的期间内，我国利率水平序列的动态波动特征较为明显时，利率条件异方差也呈现出较为剧烈的波动性特征。

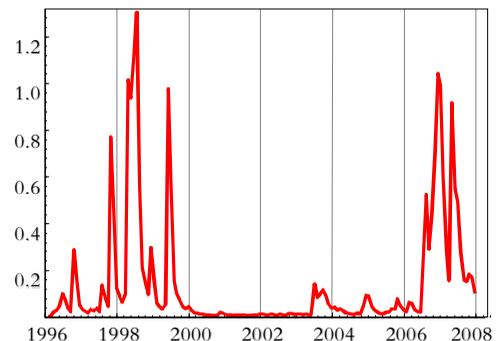


图 2 利率波动性 (条件异方差 $\times 10^{-4}$)

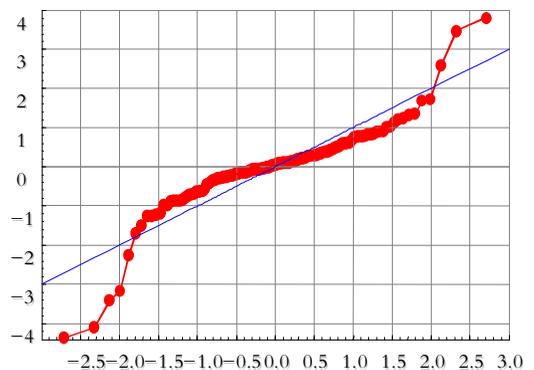


图 3 标准化残差的 Q-Q 图

此外，由图 3 可以看出，标准化残差 Q-Q 图的尾部能够鲜明地体现出许多异常值的存在，这也进一步证明本文所采用的 Student-t 分布较正态残差分布能够更好地捕捉到利率及其波动序列的长期记忆性特征。

四、短期利率序列长期记忆性检验的主要结论

本文的主要目的是通过估计和识别驱动我国利率均值过程和波动过程中存在高度持续性的参数，进而测度我国利率均值

过程及其波动过程中是否存在长期记忆性。基于我国银行同业拆借利率月度数据运用 ARFIMA 模型、FIGARCH 模型以及 ARFIMA-FIGARCH 模型, 我们获得如下重要的认识和判断:

首先, 从表征均值过程长期记忆性参数的估计值及其显著性结果可以看出, 在我国利率水平的一阶矩当中不存在明显的长期相依性; 从表征波动过程长期记忆性参数的估计值及其显著性结果可以看出, 在我国利率水平的二阶矩当中存在显著的长期相依性; 从表征均值过程长期记忆性参数的估计值及其显著性结果以及代表波动过程长期记忆性参数的估计值及其显著性结果可以看出, 我国利率均值过程当中不存在明显的长期记忆性特征, 但波动序列当中存在非常显著且较强的长期记忆性效应。

其次, 从表征利率均值过程的长期记忆性参数估计结果来看, ARFIMA-FIGARCH 模型的估计结果与 ARFIMA 模型的估计结果基本相同。而从代表利率波动过程的长期记忆性参数估计结果来看, ARFIMA-FIGARCH 模型的估计结果较 FIGARCH 模型的估计结果更能体现出利率波动过程中具有较强长期相依性的特征。

第三, 通过构造似然比(LR)统计量 利用三个不同对数似然值(logL)的估计结果进一步比较本文所采用的三个模型的拟合效果, 我们发现, 相对于 ARFIMA 模型以及 FIGARCH 模型而言, ARFIMA-FIGARCH 模型的估计效果更优。

最后, 在本文的实证检验中, 尾部参数的估计值及其显著性结果说明, 我们在估计 ARFIMA 模型、FIGARCH 模型以及 ARFIMA-FIGARCH 模型时采用 Student-t 分布来刻画我国利率序列中明显存在的“尖峰厚尾”分布特征非常必要。

【参考文献】

- [1] 金秀, 姚瑾. 用修正重标极差法对上证指数长期记忆性的研究[J]. 数量统计与管理, 2006(5).
- [2] 李红权, 马超群. 股市收益率与波动性长期记忆性效应的实证研究[J]. 财经研究, 2005(8).
- [3] 刘金全, 郑挺国, 隋建利. 我国通货膨胀率均值过程和波动过程中的双长期记忆性度量与统计检验[J]. 管理世界, 2007(7).
- [4] Barkoulas, J.T., Baum, C.F., Travlos, N., 2000. Long Memory in the Greek Stock Market[J]. Applied Financial Economics, 10, 177-184.

- [5] Bollerslev, T., 1987. A Conditionally Heteroskedastic Time Series Model for Speculative Prices and Rates of Return [M]. Review of Economics and Statistics, 69, 542-47.
- [6] Bollerslev, T., 1986. Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity[Z]. Journal of Econometrics, 31, 307-327.
- [7] Campbell, J.Y., Andrew W.Lo and A. Craig Mackinlay, 1997. The Econometrics of Financial Market[Z]. Princeton University Press.
- [8] Duan, J.C., Kris, J., 2008. Is long memory necessary? An empirical investigation of nonnegative interest rate processes. Journal of Empirical Finance, 15, 567-581.
- [9] Engle, R., 1982. Autoregressive conditional Heteroskedasticity with Estimate of The Variance of United Kingdom Inflation[M]. Econometrica, 50, 1987-1007.
- [10] Engle, R.F., Bollerslev, T., 1986. Modeling the persistence of conditional variances[J]. Econometric Reviews, 5, 1-50.
- [11] Goetzmann, W.N., 1993. Patterns in Three Centuries of Stock Market Prices[J]. Journal of Business, 66, 249-270.
- [12] Granger, C.W.J., Joyeux, R., 1980. An introduction to long-memory time series models and fractional differencing [J]. Journal of Time Series Analysis, 1, 15-29.
- [13] Hosking, J.R.M., 1981. Fractional differencing. Biometrika, 68, 165-176.
- Lo, A.W., 1991. Long-Term Memory in Stock Market Prices [M]. Econometrica, 59, 1279-1313.
- [14] Luis, A., 2004a. Modelling the U.S. interest rate in terms of I(d) statistical models[Z]. The Quarterly Review of Economics and Finance, 44, 475-486.
- [15] Luis, A., 2004b. Long memory in the U.S. interest rate[Z]. International Review of Financial Analysis, 13, 265-276.
- [16] Sourial, M. S., 2002. Long Memory Process in the Egyptian Stock Market, SSRN working paper.
- [17] Teysiere, G., 1997. Double Long- Memory Financial Time Series, Paper Presented at the ESEM, Toulouse.
- [18] Tsay, W.J., 2000. Long memory story of the real interest rate[Z]. Economics Letters, 67, 325-330.
- [19] Tolvi, J., 2003. Long memory and outliers in stock market returns[Z]. Applied Financial Economics, 13, 495-502.
- [20] Zeynel, A. and Mahir, F., 2008. On the inflation-uncertainty hypothesis in Jordan, Philippines and Turkey: A long memory approach [J]. International Review of Economics and Finance, 17, 1-12.

An Empirical Study on the Long Memory of Interest Rate and Volatility in China

LIU Jin-quan, SUI Jian-li

(Jilin University Quantitative Research Center of Economics, Changchun, Jilin, 130012)

Abstract: This paper studies the dual long memory of interest rate and volatility in China, by using the monthly interest rate of China from January 1996 to June 2008. On the basis of the newly proposed methods to describe the long memory, including the ARFIMA model, FIGARCH model and ARFIMA-FIGARCH model, the results reveal that there exists no long memory property in the first moment of the interest rate, but the long memory properties are significant to the second moment of the interest rate. Moreover, using the ARFIMA-FIGARCH model, we find that there exists no long memory property in interest rate, but the long memory properties are significant to the volatility of the interest rate. In consideration of the Student-t distribution, the results further prove that the interest rate has the characteristics of high peak and fat tail.

Key words: long memory ; interest rate ; ARFIMA model ; FIGARCH model ; ARFIMA-FIGARCH model