

我国股票市场收益率序列的长期记忆性和“杠杆效应”检验

隋建利 刘金全

(吉林大学商学院 吉林 长春 130012)

摘要: 我们使用我国沪深股市综合指数日收盘价数据,运用 ARFIMA 模型、FIGARCH 模型以及 ARFIMA-FIGARCH 模型对我国股票收益率序列和均值回复性和长期记忆性进行了检验。检验结果表明我国沪深股市收益率序列中存在微弱的长期记忆性特征,但波动率序列中存在非常显著且较强的长期记忆性效应。同时,我们利用 Student-t 分布来刻画我国沪深股市收益率序列的尾部特征,发现该序列中存在明显的“尖峰厚尾”分布性质,也在 TGARCH 模型中发现了股票收益率波动中对“利空消息”的非对称效应。

关键词: 长期记忆性; 收益率; 杠杆效应; ARFIMA-FIGARCH 模型

An Empirical Studies on the Long Memory of Stock Returns and Spillover Effects in China's Stock Market

Abstract: This paper studies the dual long memory of stock returns and volatility in China's stock market, 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 weak long memory property in the first moment of the stock returns, but the long memory properties are significant to the second moment of the stock returns. Moreover, using the ARFIMA-FIGARCH model, we find that there exists slight long memory property in stock returns, but the long memory properties are significant to the volatility of the stock returns. In consideration of the Student-t distribution, the results further prove that the stock returns has the characteristics of high peak and fat tail.

Key Words: long memory; return rate; spillover effect; ARFIMA-FIGARCH model

引言

收益率序列服从线性正态分布或线性对数正态分布的思想在现代金融经济学领域研究中一直占据主导地位,然而,一些经验研究却表明,协方差平稳的对数收益率序列大多都表现出时变波动性、长期相关性、尖峰、厚尾及有偏等特征,这些特征意味着金融时间序列中可能存在非线性动态模式

基金项目: 国家社科基金重大项目 (批准号 10ZD&006); 国家自然科学基金项目 (批准号 71203076); 教育部人文社会科学研究项目 (批准号 11YJC790158); 中国博士后科学基金特别资助项目 (批准号 2012T50277); 中国博士后科学基金面上项目 (批准号 20110491323) 资助。

作者简介: 隋建利 (1982—), 男, 汉族, 吉林省长白县人, 吉林大学商学院副教授, 经济学博士, 硕士研究生导师。刘金全 (1964—), 男, 汉族, 黑龙江省密山县人, 吉林大学数量经济研究中心教授, 经济学博士, 博士研究生导师。

(Taylor, 1986), 从而诸如浑沌理论、分形分析、非线性动态模式下的正态分布及其对数正态分布等新方法应运而生, 并被逐渐应用于金融经济学研究当中。Peters (1994) 用分形分布代替正态分布、用分形市场假说 (Fractal Market Hypothesis, FMH) 代替有效市场假说 (Efficient Market Hypothesis, EMH) 的观点, 在金融经济学界产生了深远的影响。

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。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)。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, 波动的长期记忆性效应对波动率的预测及衍生证券定价产生重大的影响。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性均具有明显的长期记忆性特征。

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, Teyssiere (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。张卫国等 (2006) 在考察了四种信息准则的基础上, 运用ARFIMA-FIGARCH模型得出的实证结果表明, 深圳成分指数日收益率序列无长期记忆性, 但波动序列的长期记忆性较为显著。

考虑到资产收益率序列当中具有“尖峰厚尾”分布特征，同时，资产收益率波动性对“利空消息”具有非对称性反应效应特征，我们在利用测度均值过程和条件方差过程长期记忆性模型进行分析时，采用Student-t分布来刻画我国沪深股市收益率序列中明显存在的“尖峰厚尾”分布性质，同时利用TGARCH（Threshold GARCH）模型来描述我国沪深股市收益率波动对“利空消息”的非对称效应，即“杠杆效应”。在此基础上，本文基于ARFIMA模型、FIGARCH模型以及ARFIMA-FIGARCH模型估计等方法对我国股票市场收益率及其波动性的长期记忆性效应进行检验和分析。

1 我国股票市场收益率及其波动性的长期记忆性模型

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。

1.1 测度股票市场收益率长期记忆性的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。

1.2 测度股票市场收益率波动性长期记忆性的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：

$$\alpha(L)(1-L)^d u_t^2 = \omega + [1 - \beta(L)]v_t \quad (3)$$

$$v_t = u_t^2 - \sigma_t^2$$

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。

1.3 测度股票市场收益率及其波动性双长期记忆性的 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, Teysiere (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 模型应用到我国股票市场收益率及其波动序列的研究当中。假设股票市场收益率序列为 $\{r_t\}_{t=1}^T$, 则 ARFIMA (p, d_m , q) -FIGARCH (r, d_v , s) 模型形式如下:

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

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

其中, u_t 为均值, ω 为常数项, d_m 和 d_v 分别为股票市场收益率及其波动性的长期记忆性参数, $\phi(L) = 1 - \phi_1L - \dots - \phi_pL^p$ 、 $\theta(L) = 1 - \theta_1L - \dots - \theta_qL^q$ 、 $\alpha(L) = 1 - \alpha_1L - \dots - \alpha_rL^r$ 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:

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

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

1.4 测度“杠杆效应”的 TGARCH 模型

Glosten 等 (1993) 以及 Zakoian (1994) 通过在条件方差方程中引入门限值从而提出了门限 GARCH (Threshold GARCH) 模型, 又称 TGARCH 模型, 我们可以将 TGARCH (p, q) 模型表示为:

$$\sigma_t^2 = \omega + \gamma u_{t-1}^2 d_{t-1} + \sum_{i=1}^q \alpha_i u_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^p \beta_j \sigma_{t-j}^2 \quad (9)$$

其中, 若 $u_{t-1} \geq 0$, 则 $d_{t-1} = 0$, 此时代表“利好消息”; 否则, 若 $u_{t-1} < 0$, 则 $d_{t-1} = 1$, 此时代表“利空消息”。

注意到, 在 TGARCH 模型当中, “利好消息”和“利空消息”对条件方差具有不同的影响作用。当出现“利好消息”时, 波动平方项 u_{t-i}^2 的系数为 $\sum_{i=1}^q \alpha_i$; 而当出现“利空消息”时, 波动平方项 u_{t-i}^2 的系数为 $\sum_{i=1}^q \alpha_i + \gamma$ 。同时, 当 $\gamma = 0$ 时, 条件方差对冲击具有对称反应, 而当 $\gamma \neq 0$ 时, 条件方差对冲击具有非对称反应, 这是从计量检验角度对“杠杆效应”的另一种描述。

1.5 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:

$$t(u_t, \sigma_t^2, v) = \frac{1}{\sqrt{(v-2)\pi}\sigma_t} \Gamma\left(\frac{v+1}{2}\right) \Gamma\left(\frac{v}{2}\right)^{-1} \left(1 + \frac{u_t^2}{(v-2)\sigma_t^2}\right)^{-(v+1)/2} \quad (10)$$

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。

2 我国股票市场收益率及其波动性的长期记忆性经验研究

我们首先刻画我国股票市场收益率序列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股票市场收益率及其波动性的长期记忆性效应特征。

2.1 我国股票市场收益率时间序列的数据描述

本文基于上述模型与方法, 对我国沪深股市综合指数日收盘价数据的动态过程进行测度, 以检验我国股票市场收益率及其波动性的长期记忆性效应与分布特征。样本区间为 1996 年 1 月 2 日至 2012 年 12 月 30 日, 可以利用综合指数日收盘价数据 (P_t) 计算股票市场对数收益率 $r_t = 100[\ln(P_t) - \ln(P_{t-1})]$, 本文以 SH 代表上海股票市场, 以 SZ 代表深圳股票市场。数据来源于锐思 (RESSET) 金融研究数据库, 文中所涉及的所有程序由 Gauss 8.0 及 Ox 语言完成。

图 1-图 4 分别给出了我国沪深股市综合指数日收盘价及其对数收益率序列的时间变化轨迹。由图 1 和图 3 可以看出, 沪深股市综合指数日收盘价时间序列总体上具有较为相似的动态变化路径, 同时注意到, 在 1996 年初至 2005 年末的期间内, 两序列都体现出相对平缓的发展态势, 而从 2006 年初至 2007 年 10 月期间, 两序列均呈现出明显的持续攀升势头, 随后在 2007 年 11 月至今的期间内, 两序列又同时表现出显著的陡然下降态势。从图 2 和图 4 所示的沪深综合指数日收盘价对数收益率序列的时间变化路径来看, 沪深两市收益率序列都具有明显的波动聚类特征, 这意味着在一段时间内较大的收益率变化伴随着较大的价格变化, 较小的收益率改变伴随着较小的价格改变。

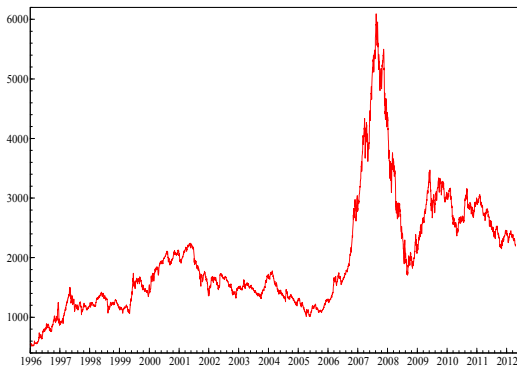


图 1 上证综合指数日收盘价

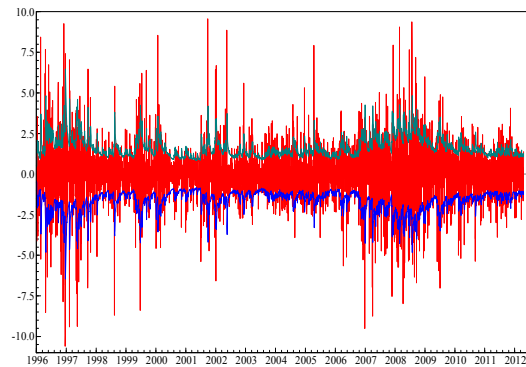


图 2 上证综合指数日收盘价对数收益率

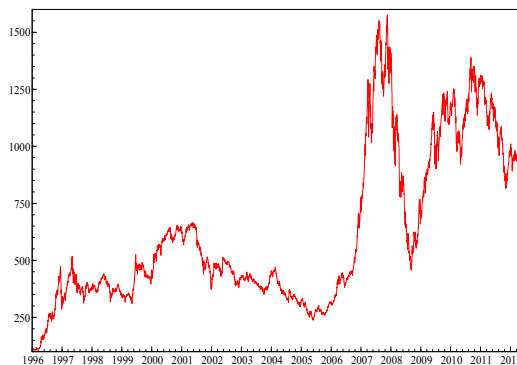


图 3 深证综合指数日收盘价

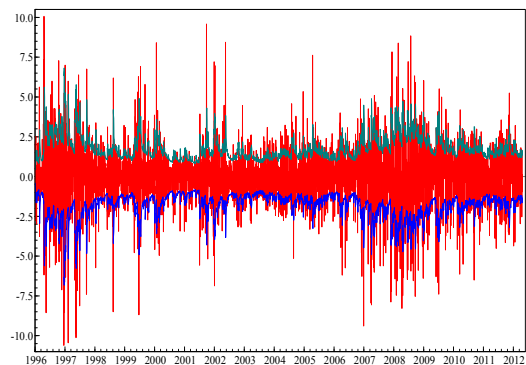


图 4 深证综合指数日收盘价对数收益率

表 1 给出了我国沪深股市收益率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，这些收益率序列具有明显的“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，沪深股市收益率序列显著拒绝服从正态分布的原假设，因此，我们在刻画沪深股市收益率序列分布函数时，考虑比正态分布具有更厚尾部性质的 Student-t 分布非常必要。

表 1 沪深股市收益率序列的描述性统计量

序 列	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
SH	2995.0	0.0619	1.7711	-0.2417	8.1373	3322.6	0.0000
SZ	2997.0	0.0842	1.9398	-0.1529	7.5758	2626.3	0.0000

2.2 我国股票市场收益率及其波动性的长期记忆性检验

为了刻画和检验我国沪深股市收益率均值过程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 $p=0, q=1$ 时，沪深股市收益率序列的 ARFIMA 模型最优。表 2 给出了测度我国沪深股市收益率序列均值过程长期记忆性效应时采用的最优 ARFIMA (0, d, 1) 模型的参数估计结果，在此采用 Student-t 分布来刻画我国沪深股市收益率序列中明显存在的“尖峰厚尾”分布特征。从表征沪深股市收益率序列均值过程长期记忆性参数的估计值 d 及其显著性结果可以看出，在我国沪深股市收益率序列均值过程当中存在一定程度的长期相依性效应，而尾部参数的估计值 ν 及其显著性结果进一步证实了在估计 ARFIMA 模型时采用 Student-t 分布的必要性。

表 2 ARFIMA (0, d, 1) 模型估计

序 列	θ_1	μ	d	σ	ν	$\log L$
SH	0.1618**	0.1122*	0.1203**	2.0471**	2.7432**	-5605.6
	(0.0322)	(0.0523)	(0.0246)	(0.1372)	(0.1657)	
SZ	0.1506**	0.0990+	0.1376**	2.1429**	2.9584**	-5925.8
	(0.0336)	(0.0569)	(0.0251)	(0.1123)	(0.1856)	

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。

为了描述和识别我国沪深股市收益率波动序列条件方差过程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 $r=0, s=1$ 时，沪深股市收益率序列的 FIGARCH 模型最优。表 3 给出了测度我国沪深股市收益率序列条件方差过程长期记忆性特征时采用的最优 FIGARCH(0, d, 1) 模型的参数估计结果，在此仍然采用 Student-t 分布来刻画沪深股市收益率序列的“尖峰厚尾”分布特征，同时利用 TGARCH 模型描述我国沪深股市收益率波动对

“利空消息”的非对称效应，即“杠杆效应”。

从表征沪深股市收益率序列条件方差过程长期记忆性参数的估计值 d 及其显著性结果可以看出，在我国沪深股市收益率序列条件方差过程当中存在非常显著且较强的长期相依性，同时，尾部参数的估计值 v 及其显著性结果以及“杠杆效应”参数的估计值 γ 及其显著性结果说明，我们在估计 FIGARCH 模型时运用 Student-t 分布刻画我国沪深股市收益率序列的“尖峰厚尾”分布性质，并利用 TGARCH 模型描述我国沪深股市收益率波动对“利空消息”的“杠杆效应”非常合适。

表 3 FIGARCH (0, d, 1) 模型估计

序 列	μ	ω	β_1	d	γ	v	$\log L$
SH	0.0461*	0.1783**	0.4052**	0.4667**	0.1585**	3.9164**	-5422.1
	(0.0207)	(0.0526)	(0.0694)	(0.0670)	(0.0554)	(0.2835)	
SZ	0.0113+	0.1961**	0.3984**	0.4975**	0.0731*	4.9676**	-5704.4
	(0.0137)	(0.0561)	(0.0830)	(0.0750)	(0.0545)	(0.4557)	

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，我国沪深股市收益率序列的均值过程当中存在一定程度的长期记忆性而条件方差过程当中存在非常显著且较强的长期记忆性。在此，我们进一步将我国沪深股市收益率序列及其波动序列一同考虑，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 $p=0, q=1, r=0, s=1$ 。表 4 给出了测度我国股票市场收益率及其波动性中双长期记忆性效应的最优 ARFIMA (0, $d_m, 1$) -FIGARCH (0, $d_v, 1$) 模型估计结果，在此依然采用 Student-t 分布来刻画沪深股市收益率序列的“尖峰厚尾”分布特征，并利用 TGARCH 模型描述收益率波动性的“杠杆效应”。从表征收益率水平序列长期记忆性参数的估计值 d_m 及其显著性结果以及代表波动性长期记忆性参数的估计值 d_v 及其显著性结果可以看出，我国股票市场收益率序列当中存在微弱的长期相依性特征，而波动序列当中存在非常显著且较强的长期记忆性。从尾部参数的估计值 v 及其显著性结果，以及“杠杆效应”参数的估计值 γ 及其显著性结果再一次证实，我们在估计 ARFIMA-FIGARCH 模型时运用 Student-t 分布刻画我国沪深股市收益率序列的“尖峰厚尾”分布性质，并利用 TGARCH 模型描述我国沪深股市收益率波动对“利空消息”具有非对称效应的必要性。

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，三组不同的对数似然值 ($\log L$) 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。从表征沪深股市收益率水平序列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 较 ARFIMA 模型的估计结果 d 更能体现出沪深股市收益率序列当中具有较低的长期相依性的特征；而从代表沪深股市收益率波动性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 与 FIGARCH 模型的估计结果 d 基本相同。

表 4 ARFIMA (0, $d_m, 1$) - FIGARCH (0, $d_v, 1$) 模型估计

序 列	θ_1	μ	d_m	ω	β_1	d_v	γ	v	$\log L$
SH	0.0880**	0.0422	0.0932**	0.1894**	0.4040**	0.4636**	0.1834**	3.7395**	-5412.8
	(0.0325)	(0.0432)	(0.0246)	(0.0555)	(0.0707)	(0.0692)	(0.0624)	(0.2537)	
SZ	0.0762**	-0.0077	0.0968**	0.2074**	0.3742**	0.4732**	0.0953**	4.7038*	-5693.7

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 5-图 8 分别给出了利用 ARFIMA-FIGARCH 模型，对我国沪深股市收益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应标准化残差 u_t / σ_t 的 Q-Q 图。显然，如图 5 和图 7 所示的条件异方差估计结果能够较好地描述股市收益率序列具有波动聚类特征的典型化事实。与图 2 和图 4 相对比可以发现，我国沪深股市收益率与其波动性序列有着较为相似的变化趋势，当沪深股市收益率呈现较高的波动性时，沪深股市收益率条件异方差的波动性也处于较高水平。注意到，在 1998 年以前，沪深股市收益率的时变波动性较为显著，随后逐步减弱，而从 2006 年初至今的发展态势来看，再一次呈现出明显的升温过程。此外，由图 6 和图 8 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沪深股市收益率及其波动序列的长期记忆性特征。

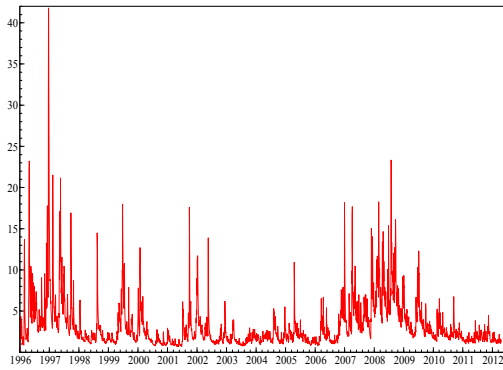


图 5 上证综合指数收益率波动性

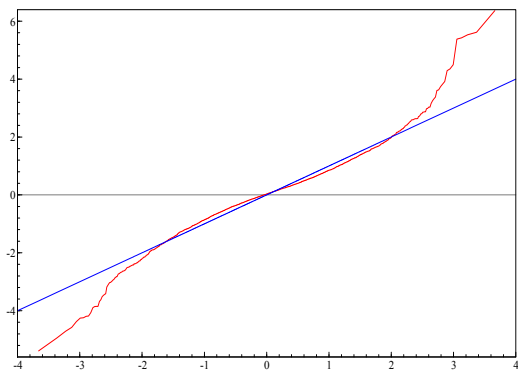


图 6 标准化残差的 Q-Q 图 (SH)

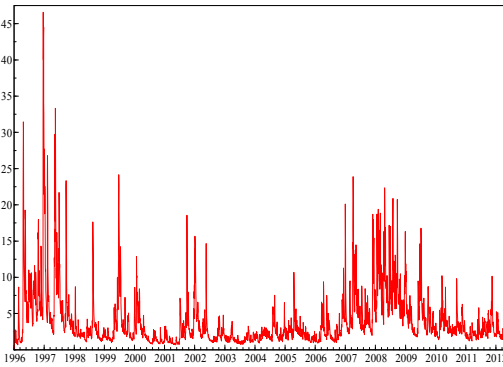


图 7 深证综合指数收益率波动性

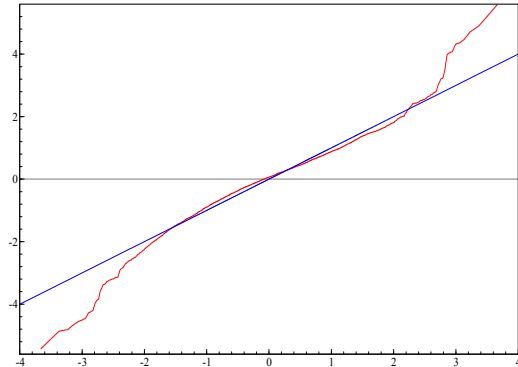


图 8 标准化残差的 Q-Q 图 (SZ)

3 股票收益率序列长记忆性和“杠杆效应”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股票市场收益率和波动性中存在高度持续性的参数，进而测度我国股票市场收益率及其波动性中是否存在长期记忆性。基于我国沪深股市综合指数日收盘价数据运用 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，在我国沪深股市收益率序列的均值过程当中存在一定程度的长期相依性；从表征条件方差过程长期记忆性参数的估计值及其显著性结果可以看出，在我国沪深股市收益率序列的条件方差过程当中存在非常显著且较强

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性长期记忆性参数的估计值及其显著性结果可以看出，我国股票市场收益率序列当中存在微弱的长期记忆性特征，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，从表征沪深股市收益率水平序列的长期记忆性参数估计结果来看，ARFIMA-FIGARCH模型的估计结果较ARFIMA模型的估计结果更能体现出沪深股市收益率序列当中具有较低的长期相依性的特征；而从代表沪深股市收益率波动性的长期记忆性参数估计结果来看，ARFIMA-FIGARCH模型的估计结果与FIGARCH模型的估计结果基本相同。

第三，通过构造似然比(LR)统计量，利用三组不同对数似然值($\log L$)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，尾部参数以及“杠杆效应”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分布来刻画我国沪深股市收益率序列中明显存在的“尖峰厚尾”分布性质，并利用TGARCH模型来描述我国沪深股市收益率波动对“利空消息”的非对称效应，即“杠杆效应”非常必要。

参考文献

- 金秀, 姚瑾. 2006. 用修正重标极差法对上证指数长期记忆性的研究. 数理统计与管理, (5): 610~615.
- 李红权, 马超群. 2005. 股市收益率与波动性长期记忆效应的实证研究. 财经研究, (8): 29~37.
- 罗登跃, 王玉华. 2005. 上海股市收益率和波动性长记忆特征实证研究. 金融研究, (11): 109~116.
- 王春峰, 张庆翠, 李刚. 2003. 中国股票市场收益的长期记忆性研究. 系统工程, (1): 22~28.
- 王春峰, & 张庆翠. 2004. 中国股市波动性过程中的长期记忆性实证研究. 系统工程, (1): 78~83.
- 张卫国, 胡彦梅, 陈建忠. 2006. 中国股市收益及波动的 ARFIMA-FIGARCH 模型研究. 南方经济, (3): 108~112.
- Abidin Özdemir, Z., Fisunoğlu, M. 2008. On the inflation-uncertainty hypothesis in Jordan, Philippines and Turkey: A long memory approach. International Review of Economics & Finance, 17(1): 1~12.
- Baillie, R. T., Bollerslev, T., Mikkelsen, H. O. 1996. Fractionally integrated generalized autoregressive conditional heteroskedasticity. Journal of econometrics, 74(1): 3~30.
- Baillie, R. T., Han, Y. W., Kwon, T. G. 2002. Further long memory properties of inflationary shocks. Southern Economic Journal, (68): 496~510.
- Barkoulas, J. T., Baum, C. F., Travlos, N. 2000. Long memory in the Greek stock market. Applied Financial Economics, 10(2): 177~184.
- Bollerslev, T. 1986. Generalized autoregressive conditional heteroskedasticity. Journal of econometrics, 31(3): 307~327.
- Bollerslev, T. 1987. A conditionally heteroskedastic time series model for speculative prices and rates of return. The review of economics and statistics, (69): 542~547.
- Campbell, J.Y., Andrew W.Lo and A. Craig Mackinlay, 1997. The econometrics of financial markets. Princeton University Press.
- Engle, R. F. 1982. Autoregressive conditional heteroscedasticity with estimates of the variance of United Kingdom

- inflation. *Econometrica: Journal of the Econometric Society*, (50): 987~1007.
- Engle, R. F., Bollerslev, T. 1986. Modelling the persistence of conditional variances. *Econometric reviews*, 5(1): 1~50.
- Glosten, L. R., Jagannathan, R., Runkle, D. E. 1993. On the relation between the expected value and the volatility of the nominal excess return on stocks. *The journal of finance*, 48(5): 1779~1801.
- Goetzmann, W. N. 1993. Patterns in three centuries of stock market prices. *Journal of Business*, (66): 249~270.
- Granger, C. W., Joyeux, R. 1980. An introduction to long - memory time series models and fractional differencing. *Journal of time series analysis*, 1(1): 15~29.
- Hosking, J. R. 1981. Fractional differencing. *Biometrika*, 68(1): 165~176.
- Lo, A. W. 1991. Long-Term Memory in Stock Market Prices. *Econometrica*, 59(5): 1279~313.
- Mandelbrot, B. B. 1971. When can price be arbitrated efficiently? A limit to the validity of the random walk and martingale models. *The Review of Economics and Statistics*, 53(3): 225~236.
- Peters, E. E. 1994. *Fractal market analysis: applying chaos theory to investment and economics*. New York: Wiley.
- Sibbertsen, P. 2004. Long memory in volatilities of German stock returns. *Empirical Economics*, 29(3): 477~488.
- So, M. K. 2000. Long-term memory in stock market volatility. *Applied Financial Economics*, 10(5): 519~524.
- Sourial, M. 2002. Long Memory Process in the Egyptian Stock Market. SSRN 297220 working paper.
- Taylor, S. 1986. *Modelling financial time series*. John Wiley and Sons, Inc. New York.
- Teysnière, G. 1997. Double Long-memory Financial Time Series. Paper Presented at the ESEM, Toulouse.
- Tolvi, J. 2003. Long memory and outliers in stock market returns. *Applied Financial Economics*, 13(7): 495~502.
- Zakoian, J. M. 1994. Threshold heteroskedastic models. *Journal of Economic Dynamics and control*, 18(5): 931~955.