

国内外原油市场收益率及其波动性的双长记忆性测度

吴翔, 刘金全, 隋建利

(吉林大学 数量经济研究中心, 长春 130012)

摘要: 本文基于我国原油现货价格和欧洲 Brent 原油期货价格的数据, 运用多种计量模型对原油市场收益率及其波动性的长记忆性进行测度。研究发现, 我国原油市场收益率序列不存在长相依性特征, 波动率序列则存在长记忆性效应; 国外原油市场收益率及波动率序列均存在显著且较强的长记忆性。同时, 检验结果表明, 采用 Student-t 分布来刻画“尖峰厚尾”分布性质并利用 TGARCH 模型来描述“杠杆效应”是非常必要的。

关键词: 长记忆性; 原油市场收益率; ARFIMA-FIGARCH 模型

中图分类号: F124 **文献标识码:** A **文章编号:** 1002-980X(2009)04-0102-07

Taylor^[1]的经验研究表明, 协方差平稳的对数收益率序列大都表现出时变波动性、长期相关性、尖峰、厚尾及有偏性等特征。Mandelbrot^[2]在研究资产收益率的持久性统计相依问题时提出了“长记忆性”概念。而 Campbell^[3]则认为“长记忆性效应”的存在不仅意味着由布朗运动和鞅过程等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他许多依赖正态分布或有限方差的模型。长记忆过程和 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 模型则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“长记忆性效应”具有的重要意义, 目前出现了大量有关长记忆性的理论研究和经验研究。例如, Tolvi^[4]和 Sibbertsen^[5]研究了股票收益率序列的长记忆性, 我国学者李红权和马超群^[6]、金秀和姚璋^[7]等运用修正 R/S 统计量以及 Hurst 指数分析方法发现我国金融资产收益率序列中不存在显著的长记忆性。

但是, 自从 Engle^[8]和 Bollerslev^[9]分别提出 ARCH 模型和 GARCH 模型后, 人们又开始关注条件方差过程中的冲击反应是否具有持续性, 因此出现了 IGARCH 模型。随后, Baillie 等^[10]在 IGARCH 模

型的基础上提出了 FIGARCH 模型, 并发现 FIGARCH 模型比 IGARCH 模型具有更好的解释能力。在随后的研究中, So^[11]等发现波动率序列具有显著的强长期相关性, 波动率的长记忆效应将对波动率的预测及衍生证券定价产生重大影响。在国内研究中, 王春峰、张庆翠等^[12-13]分别建立了 ARFIMA 模型和 FIGARCH 模型, 并对我国沪深综合指数进行了检验, 发现我国股票市场无论是收益率还是波动率均具有明显的长记忆性特征。

考虑到均值过程和条件方差过程均有可能存在长记忆性效应, Teyssiere^[14]将具有时变条件异方差的 ARFIMA 模型作为长记忆性 FIGARCH 模型的条件均值方程, 构造出描述时间序列及其波动性的“双长记忆性”ARFIMA-FIGARCH 模型。在国内, 该模型主要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^[15]利用 ARFIMA-FIGARCH 模型刻画了我国上海股市收益率和波动率的长记忆性特征, 张卫国等^[16]运用 ARFIMA-FIGARCH 模型发现深圳成分指数日收益率序列无长记忆性, 但波动率序列中的长记忆性较为显著。

需要注意, 由于资产收益率序列具有“尖峰厚尾”分布特征, 同时资产收益率的波动性对“利空消息”具有非对称性反应, 因此我们需要在进行长记忆性效应检验分析时引入描述“尖峰厚尾”分布性质的

收稿日期: 2008-11-21

基金项目: 教育部人文社会科学重点研究基地 2008 年重大项目“我国经济周期波动态势与宏观经济总量内在关联机制的动态计量研究”(08JJD790133); 吉林大学“985 工程”研究生创新计划重点项目“经济与金融时间序列非线性和非对称性的计量与应用研究”(20081101)

作者简介: 吴翔(1968-), 男, 吉林省吉林市人, 吉林大学数量经济学专业博士研究生, 研究方向: 能源经济学、经济计量学; 刘金全(1964-), 男, 黑龙江密山人, 吉林大学数量经济研究中心教授, 博士研究生导师, 研究方向: 经济计量学、宏观经济学、金融学、风险管理; 隋建利(1982-), 男, 吉林白山人, 吉林大学数量经济学专业博士研究生, 研究方向: 经济计量学、宏观经济学、金融学、风险管理。

误差分析,同时利用门限条件异方差模型(TGARCH)来描述“利空消息”的“杠杆效应”。为此,本文选择国内外原油市场收益率及波动率的长记忆性效应作为研究对象,基于 ARFIMA 模型、FIGARCH 模型以及 ARFIMA-FIGARCH 模型,对收益收益率序列可能存在的“双长记忆性”进行检验,获得了更为稳健的经济证据和相关经济政策启示。

1 收益率序列及波动率的长记忆性分析方法

长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 测度收益率序列长记忆性的 ARFIMA 模型

Granger 和 Joyeux^[17]以及 Hosking^[18]等基于分数差分噪声模型提出了 ARFIMA 模型,该模型能够模拟时间序列出现的强持续性和长记忆性。线性 ARFIMA(p, d, q)模型为:

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

式(1)中: $\varphi(L) = 1 - \varphi_1 L - \dots - \varphi_p L^p$, $\theta(L) = 1 - \theta_1 L - \dots - \theta_q L^q$, 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 $(1-L)^d$ 可由式(2)所示的二项式进行展开:

$$(1-L)^d = 1 - dL + \frac{d(d-1)}{2!}L^2 - \frac{d(d-1)(d-2)}{3!}L^3 + \dots = \sum_{k=0}^{\infty} \frac{\Gamma(k-d)}{\Gamma(-d)\Gamma(k+1)}L^k. \quad (2)$$

式(2)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 反映过程的长记忆性特征。当 $-0.5 < d \leq 0$ 时,序列平稳且不具有记忆性;当 $0 < d < 0.5$ 时,序列平稳且具有有限方差和长记忆性;当 $0.5 \leq d < 1$ 时,序列非平稳且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 测度收益率波动性长记忆性的 FIGARCH 模型

为了捕捉时间序列波动的长记忆性, Baillie 等^[10]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, $\alpha(L) = 1 - \alpha_1 L - \dots - \alpha_r L^r$, $\beta(L) = \beta_1 L + \dots + \beta_s L^s$ 。对所有 i ($i = 1, 2, \dots, r$) 和 j ($j = 1, 2, \dots, s$) 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 $d = 0$ 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 模型和 IGARCH 模型,FIGARCH 模型能够更好地捕捉序列波动率的动态性质。

1.3 测度收益率及波动率“双长记忆性”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记忆性效应, Teyssiere^[11]把具有时变条件异方差的 ARFIMA 模型作为长记忆性 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记忆性 ARFIMA-FIGARCH 模型。本文将 ARFIMA-FIGARCH 模型应用到国内外原油市场收益率及其波动序列的研究中。假设原油市场收益率序列为 $\{r_t\}_{t=1}^T$, 则 ARFIMA(p, d_m, q)-FIGARCH(r, d_v, s)模型形式如下:

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

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

式(5)和式(6)中: u_t 为均值; ω 为常数项; d_m 和 d_v 分别为原油市场收益率及其波动性的长记忆性参数; $\varphi(L) = 1 - \varphi_1 L - \dots - \varphi_p L^p$, $\theta(L) = 1 - \theta_1 L - \dots - \theta_q L^q$, $\alpha(L) = 1 - \alpha_1 L - \dots - \alpha_r L^r$, $\beta(L) = \beta_1 L + \dots + \beta_s L^s$, 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。

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

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

1.4 测度“杠杆效应”的TGARCH模型

Glosten等^[19]以及Zakoian^[20]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,又称为TGARCH模型。我们可将TGARCH(p, q)模型表示为:

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

式(9)中:若 $u_{t-1} \geq 0$,则 $d_{t-1} = 0$,此时代表“利好消息”;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。

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 $\epsilon_t = u_t/\sigma_t \sim iidN(0, 1)$,但这种假设在经济或金融数据拟合中受到了极大质疑,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。为解决上述问题,Bollerslev^[21]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:

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

式(10)中: $v > 2$,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 v 值的增大, t 分布收敛于正态分布,但有超额的峰度。

2 国内外原油市场收益率及其波动性的长记忆性经验研究

我们首先刻画国内外原油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国内外原油市场收益率及其波动性的长记忆性效应特征。

2.1 国内外原油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,对我国大庆原油现货价格以及欧洲Brent原油现货价格周数据的动态过程进行测度,以检验国内外原油市场收益率及其波动性的长记忆性效应与分布特征。选择这两种价格的原因在于:一方面,大庆原油产量约占我国原油产量的40%,大庆原油价格基本代表了我国整体原油价格水平;另一方面,目前国际上的原油交易以WTI、Brent和Dubi三大原油价格为基础,而全球原油贸易的50%左右都参照Brent原油定价,所以Brent原油价格具有很强的代表性。数据的选取时间始于1998年6月,原因在于从1998年6月1日起我国国内油价正式与国际油价接轨,实行新的价格机制和流通体制,此后原油价格立即随国际市场价格的变化而变化。其中,我国大庆原油现货价格的样本区间为1998年6月5日至2008年10月31日,欧洲Brent原油现货价格的样本区间为1998年6月5日至2008年10月3日。可利用原油现货价格数据(P_t)计算原油市场对数收益率 $r_t = 100[\ln(P_t) - \ln(P_{t-1})]$ 。本文以DQ代表我国大庆原油现货价格的对数收益率序列,以Brent代表欧洲Brent原油现货价格的对数收益率序列。数据来源于美国能源情报署网站(<http://www.eia.doe.gov>),文中所涉及的所有程序由Gauss8.0软件及Ox语言完成。

图1、图2和图3、图4分别显示了我国大庆以及欧洲Brent原油现货价格及其对数收益率序列的时间变化轨迹。可以看出,国内外原油现货价格时间序列总体上呈现出极为相似的动态变化路径;同时,1998年6月至2003年末期间,两序列都呈现出相对平缓的发展态势;而2004年初至2008年7月期间,两序列均呈现出明显的攀升势头;随后,在2008年8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。此外,从国内外原油现货价格对数收益率序列的时间变化路径来看,两收益率序列都具有明显的波动聚类特征,这意味着在一段时期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。

通过计算国内外原油收益率序列的描述性统计量,我们发现这些序列存在明显的“尖峰厚尾”分布特征,同时J-B正态检验统计量表明收益率序列显著拒绝服从正态分布的原假设,因此我们在刻画国内外原油市场收益率序列分布函数时应引入比正态分布具有更厚尾部的Student-t分布。

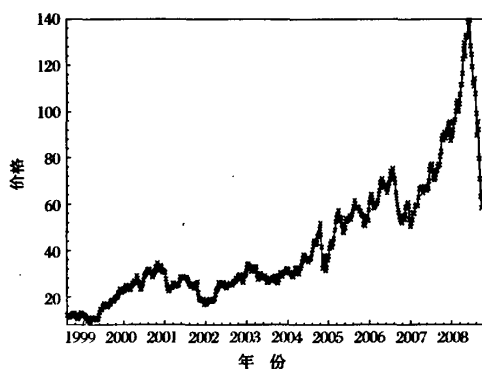


图1 1999—2008年我国大庆原油现货价格走势

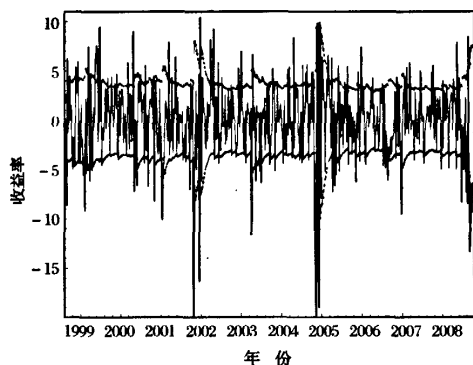
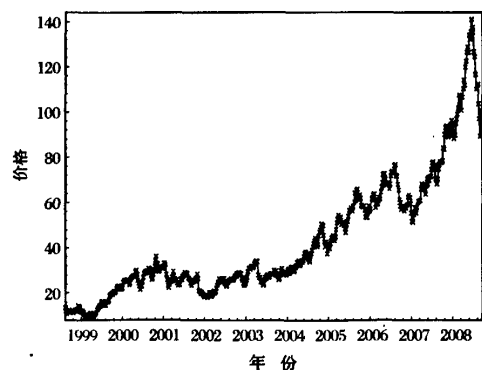
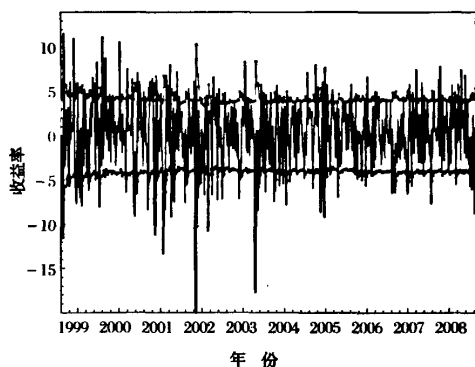

 图2 1999—2008年我国大庆原油现货
价格对数收益率序列


图3 1999—2008年欧洲 Brent 原油现货价格走势


 图4 1999—2008年欧洲 Brent 原油现货
价格对数收益率序列

计法对 ARFIMA 模型进行估计,可得到每个模型的对数似然值,从而可计算 AIC 和 BIC 准则值:

$$AIC = -2\log L/T + 2k/T;$$

$$BIC = -2\log L/T + k\log T/T.$$

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

利用 ARFIMA 模型在不同滞后阶数下估计得到的 AIC 准则值和 BIC 准则值表明,当 $p=0, q=1$ 时,国内外原油市场收益率序列的 ARFIMA 模型最优。表 1 给出了测度国内外原油市场收益率序列均值过程长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 分布来刻画国内外原油市场收益率序列中明显存在的“尖峰厚尾”分布特征。从表征原油市场收益率序列均值过程长记忆性参数的估计值 d 及其显著性结果可以看出,我国原油市场收益率序列均值过程不存在显著的长期相依性效应,而国外原油市场收益率序列均值过程却存在显著的长期相依性特征。同时,尾部参数的估计值 ν 及其显著性结果进一步说明了应该采用 Student-t 分布的必要性。

为了描述和识别国内外原油市场收益率波动序列条件方差过程中是否存在长记忆性效应,我们运用 FIGARCH 模型进行测度。与估计 ARFIMA 模型类似,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 准则值和 BIC 准则值表明,当 $r=0, s=1$ 时,国内外原油市场收益率序列的 FIGARCH 模型最优。表 2 给出了测度国内外原油市场收益率序列条件方差过程长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 分布来刻画国内外原油市场收益率序列的“尖峰厚尾”分布特征,同时利用 TGARCH 模型来描述国内外原油市场收益率波动对

2.2 国内外原油市场收益率及其波动性的长记忆性检验

为了刻画和检验国内外原油市场收益率是否存在长记忆性特征,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

“利空消息”的非对称效应,即“杠杆效应”。

表 1 ARFIMA(0,d,1)模型估计结果

序列	θ_1	μ	d	σ	v	logL
DQ	-0.7413* (0.1218)	0.1984** (0.1151)	-0.0724 (0.0947)	4.0313** (0.1872)	5.7418** (1.2724)	-1506.6
Brent	-0.6875** (0.1291)	0.1216** (0.0430)	-0.3299** (0.1265)	4.2642** (0.1585)	9.7957** (3.3901)	-1544.1

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

表 2 FIGARCH(0,d,1)模型估计结果

序列	μ	ω	β_1	d	γ	v	logL
DQ	3.7188* (1.5105)	0.8257** (0.0629)	0.6852** (0.0968)	-0.0729* (0.0570)	0.1089* (0.0648)	11.4384* (4.5042)	-1511.4
Brent	13.8151* (5.9923)	0.8320** (0.0577)	0.6259** (0.1099)	-0.2508** (0.0719)	0.1203* (0.0679)	13.9688* (5.8763)	-1556.6

注:括号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。

从表征原油市场收益率序列条件方差过程长记忆性参数的估计值 d_m 及其显著性结果可以看出,国内外原油市场收益率序列条件方差过程中都存在长期相依性特征,同时国外原油市场收益率序列条件方差过程中的长期相依性更为显著。此外,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 分布刻画国内外原油市场收益率序列的“尖峰厚尾”分布性质并利用 TGARCH 模型描述国内外原油市场收益率波动对“利空消息”的“杠杆效应”非常合适。

通过前面的经验研究可发现,国内外原油市场收

益率序列的均值过程中存在一定程度的长记忆性,而条件方差过程中却存在显著的长记忆性。在此,我们进一步将国内外原油市场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 3 给出了测度国内外原油市场收益率及其波动性中双长记忆性效应的最优 ARFIMA(0, d_m , 1)-FIGARCH(0, d_v , 1)模型估计结果,在此依然采用 Student-t 分布来刻画国内外原油市场收益率序列的“尖峰厚尾”分布特征,并利用 TGARCH 模型来描述收益率波动性的“杠杆效应”。

表 3 ARFIMA(0,d_m,1) - FIGARCH(0,d_v,1)模型估计结果

序列	θ_1	μ	d_m	ω	β_1	d_v	γ	v	logL
DQ	-0.2533** (0.0756)	0.4343** (0.1484)	-0.0711 (0.0587)	0.8614** (0.0491)	0.7894** (0.0873)	-0.0776* (0.0505)	0.1201* (0.0558)	8.8329** (2.7333)	-1485.7
Brent	0.0627* (0.0983)	0.4252** (0.0955)	-0.2162** (0.1045)	0.4590** (0.1568)	0.3854** (0.1400)	-0.0986** (0.0773)	0.1949** (0.0973)	12.8887** (6.0278)	-1540.7

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

从表征收益率水平序列长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记忆性参数的估计值 d_v 及其显著性结果可以看出,我国原油市场收益率序列中不存在长期相依性特征,而波动序列中存在长记忆性效应,国外原油市场收益率及其波动序列存在非常显著且较强的长记忆性。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 分布来刻画国内外原油市场收益率序列的“尖峰厚尾”分布性质并利用 TGARCH 模型来描述国内外原油市场收益率波动对“利空消息”具有非对称效应的必要性。

另外,我们可以通过似然比(LR)统计量来进一步比较本文所采用的 3 个模型的拟合效果。显然,3 组不同的对数似然值(logL)的估计结果说明,相对于 ARFIMA 模型和 FIGARCH 模型而言,ARFIMA-FIGARCH 模型的估计效果更优。

图 5 至图 8 分别是利用 ARFIMA-FIGARCH 模型对国内外原油市场收益率序列进行估计而得到的条件异方差 σ_t^2 的估计结果的时间动态轨迹以及对应的标准化残差 u_t/σ_t 的 Q-Q 图。显然,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。将图 5、图 7 与图 1、图 2、图 3、图 4 对比可发现,原油市场收益

率与其波动序列有着较为相似的变化趋势：当原油市场收益率呈现出较高的波动性时，原油市场收益率条件异方差的波动性也处于较高水平。注意到，在2005年以前，国内外原油市场收益率的时变波动性都较为显著，随后逐步减弱，而从2008年初至今的发展态势来看，其再一次呈现出明显的升温过程。此外，由图6和图8可看出，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，这也进一步证明了本文采用Student-t分布较正态残差分布能够更好地捕捉到国内外原油市场收益率及其波动序列的长记忆性特征。

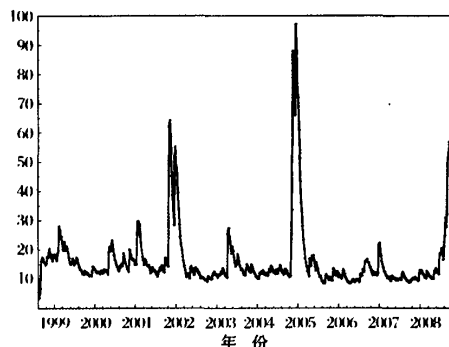


图5 1999—2008年大庆石油收益率波动性轨迹图

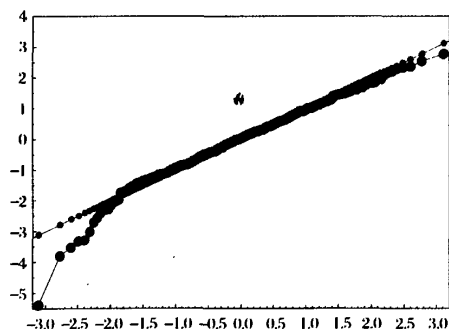


图6 大庆石油收益率标准化残差的Q-Q图

3 主要结论

通过模型估计和参数检验，我们得到如下主要结论：

首先，从表征均值过程长记忆性参数的估计值及其显著性结果可以看出，我国原油市场收益率序列均值过程中不存在显著的长期相依性效应，而国外原油市场收益率序列均值过程中却存在显著的长期相依性特征。从表征条件方差过程长记忆性参数的估计值及其显著性结果可以看出，国内外原油市场收益率

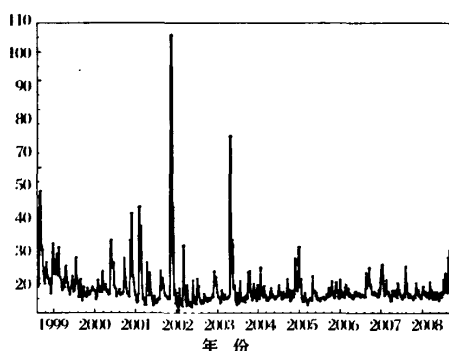


图7 1999—2008年欧洲石油收益率波动性轨迹图

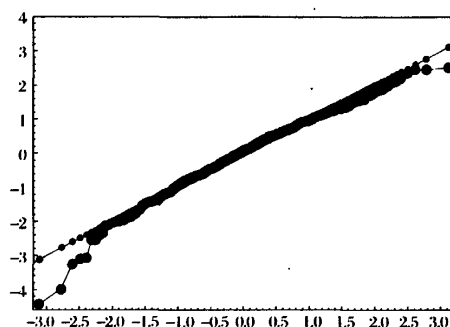


图8 欧洲石油收益率标准化残差的Q-Q图

序列条件方差过程中都存在长期相依性特征，同时国外原油市场收益率序列条件方差过程中的长期相依性更为显著。从表征均值过程长记忆性参数的估计值及其显著性结果以及代表波动性长记忆性参数的估计值及其显著性结果可以看出，我国原油市场收益率序列不存在长期相依性特征，而波动序列存在长记忆性效应。而国外原油市场收益率及其波动序列存在非常显著且较强的长记忆性。

其次，通过构造似然比(LR)统计量，利用3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3个模型的拟合效果可发现：相对于ARFIMA模型和FIGARCH模型，ARFIMA-FIGARCH模型的估计效果更优。

最后，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分布来刻画国内外原油市场收益率序列明显存在的“尖峰厚尾”分布性质并利用TGARCH模型来描述国内外原油市场收益率波动对“利空消息”的非对称效应即“杠杆效应”是非常必要的。

参考文献

- [1] TAYLOR S. Modeling Financial Time Series[M]. New York: John Wiley and Sons, Inc., 1986.
- [2] MANDELBROT B. When can price be arbitrated efficiently? A limit to the validity of the random walk and martingale models[J]. Review of Economics and Statistics, 1971(53): 225-236.
- [3] CAMPBELL J Y, ANDREW W L, CRAIG M. The Econometrics of Financial Market[M]. Princeton University Press, 1997.
- [4] TOLVI J. Long memory and outliers in stock market returns[J]. Applied Financial Economics, 2003(13): 495-502.
- [5] SIBBERTSEN P. Long memory in the volatilities of German stock returns[J]. Empirical Economics, 2004(3): 477-488.
- [6] 李红权, 马超群. 股市收益率与波动性长记忆性效应的实证研究[J]. 财经研究, 2005(8): 29-37.
- [7] 金秀, 姚瑛. 用修正重标极差法对上证指数长记忆性的研究[J]. 数理统计与管理, 2006(5): 610-615.
- [8] ENGLE R. Autoregressive conditional heteroskedasticity with estimate of the variance of United Kingdom inflation[J]. Econometrica, 1982(50): 1987-1007.
- [9] BOLLERSLEV T. Generalized autoregressive conditional heteroscedasticity[J]. Journal of Econometrics, 1986(31): 307-327.
- [10] BAILLIE R T, BOLLERSLEV T, MIKKELSON H O. Fractionally integrated generalized autoregressive conditional heteroskedasticity[J]. Journal of Econometrics, 1996(74): 3-30.
- [11] SO M. Long-term memory in stock market volatility[J]. Applied Financial Economics, 2000(10): 519-524.
- [12] 王春峰, 张庆翠, 李刚. 中国原油市场收益的长记忆性研究[J]. 系统工程, 2003(1): 22-28.
- [13] 王春峰, 张庆翠. 中国股市长期记忆效应的实证研究[J]. 系统工程, 2004(1): 78-83.
- [14] TEYSSIERE G. Double Long- Memory Financial Time Series [M]. Paper Presented at the ESEM, Toulouse, 1997.
- [15] 罗登跃, 王玉华. 上海股市收益率和波动性长记忆性特征实证研究[J]. 金融研究, 2005(11): 109-116.
- [16] 张卫国, 胡彦梅, 陈建忠. 中国股市收益及波动的 ARFIMA-FIGARCH 模型研究[J]. 南方经济, 2006(3): 17-26.
- [17] GRANGER C W, JOYEUX R. An introduction to long-memory time series models and fractional differencing[J]. Journal of Time Series Analysis, 1980(1): 15-29.
- [18] HOSKING J R. Fractional differencing[J]. Biometrika, 1981(68): 165-176.
- [19] GLOSTEN L, JAGANNATHAN R, RUNKLE D. On the relations between the expected value and the volatility on the nominal excess returns on stocks[J]. Journal of Finance, 1993(48): 1779-1801.
- [20] ZAKOIAN J M. Threshold heteroskedastic models[J]. Journal of Economic Dynamics and Control, 1994(18): 931-955.
- [21] BOLLERSLEV T. A conditionally heteroskedastic time series model for speculative prices and rates of return[J]. Review of Economics and Statistics, 1987(69): 542-47.

Empirical Study on Dual Long Memory of International and Domestic Crude Oil Market Return Rate and Volatility

Wu Xiang, Liu Jinquan, Sui Jianli

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

Abstract: Based on newly proposed methods, this paper studies the dual long memory of international and domestic crude oil market return rate and volatility. The results show that there exists no long memory property in the first moment of the domestic crude oil market return rate, but the long memory property is significant to the second moment of the domestic crude oil market return rate. Moreover, the long memory properties are significant to both the first moment and the second moment of the international crude oil market return rate. In consideration of the Student-t distribution, the results further prove that the international and domestic crude oil market return rate have the characteristics of high peak and fat tail, and spillover effects.

Key words: long memory; crude oil market return rate; ARFIMA-FIGARCH model

作者：[吴翔](#)，[刘金全](#)，[隋建利](#)，[Wu Xiang](#)，[Liu Jinquan](#)，[Sui Jianli](#)
作者单位：[吉林大学, 数量经济研究中心, 长春, 130012](#)
刊名：[技术经济](#)
英文刊名：[TECHNOLOGY ECONOMICS](#)
年，卷(期)：2009，28(4)
引用次数：0次

参考文献(21条)

1. [TAYLOR S](#) [Modeling Financial Time Serif](#) 1986
2. [MANDELBROT B](#) [When can price be arbitrated efficiently?A limit to the validity of the random walk and martingale models](#) 1971(53)
3. [CAMPBELL J Y](#), [ANDREW W L](#), [CRAIG M](#) [The Econometrics of Financial Market](#) 1997
4. [TOLVI J](#) [Long memory and outliers in stock market returns](#) 2003(13)
5. [SIBBERTSEN P](#) [Long memory in the volatilities of German stock returns](#) 2004(3)
6. [李红权](#), [马超群](#) [股市收益率与波动性长期记忆效应的实证研究](#)[期刊论文]-[财经研究](#) 2005(8)
7. [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](#)[期刊论文]-[数理统计与管理](#) 2006(5)
8. [ENGLE R](#) [Autoregssive conditional heterskedasticity with estimate of the variance of United Kingdom inflation](#) 1982(50)
9. [BOLLERSLEV T](#) [Generalized autoregreessive conditional heteroscedastidty](#) 1986(31)
10. [BAILLIE R T](#), [BOLLERSLEV T](#), [MIKKELSON H Q](#) [Fractionally integrated generalized autoregressive conditional hereroskedastieity](#) 1996(74)
11. [SO M](#) [Long-term memory in stock market volatihty](#) 2000(10)
12. [王春峰](#), [张庆翠](#), [李刚](#) [中国股票市场收益的长期记忆性研究](#)[期刊论文]-[系统工程](#) 2003(1)
13. [王春峰](#), [张庆翠](#) [中国股市波动性过程中的长期记忆性实证研究](#)[期刊论文]-[系统工程](#) 2004(1)
14. [TEYSSIERE G](#) [Double Long-Memory Financial Time Series](#) 1997
15. [罗登跃](#), [王玉华](#) [上海股市收益率和波动性长记忆特征实证研究](#)[期刊论文]-[金融研究](#) 2005(11)
16. [张卫国](#), [胡彦梅](#), [陈建忠](#) [中国股市收益及波动的ARFIMAFIGARCH模型研究](#)[期刊论文]-[南方经济](#) 2006(3)
17. [GRANGER C W](#), [JOYEUX R](#) [An introduction to longmemory time series models and fractional differencing](#) 1980(1)
18. [HOSKING J R](#) [Fractional differencing](#) 1981(68)
19. [GLOSTEN L](#), [JAGANNATHAN R](#), [RUNKLE D](#) [On the relations between the expected value and the volatility on the nominal excess returns on stocks](#) 1993(48)
20. [ZAKOIAN J M](#) [Threshold heteroskedastic models](#) 1994(18)
21. [BOLLERSLEV T](#) [A conditionally heteroskedastic time series model for speculative prices and rates of return](#) 1987(69)

相似文献(0条)

