

# 基于 GJR-GARCH 模型的港币汇率波动不对称性研究

周雅瑞, 赵晓波

(辽宁大学 经济学院, 辽宁 沈阳 110036)

**摘要:** 对 1964-01~2009-06 间港币月度实际有效汇率的收益率数据进行线性测试和非线性 ARCH 效应检验, 估计 GJR-GARCH 模型参数, 并使用标准化残差的残留 ARCH 效应检验、高阶 GARCH 检验和参数一致性检验来判断模型设定的结果, 据所描绘的信息反应曲线得知: 在好消息或坏消息条件下, 港币汇率波动呈现显著的非对称性特征。

**关键词:** GJR-GARCH 模型; 非线性 ARCH 效应检验; 诊断检验; 信息反应曲线

**中图分类号:** F224.0; F830.92

**文献标志码:** A

**文章编号:** 1673-9833(2009)06-0073-05

## Study on Asymmetry of Volatility of HK Exchange Rate Based on GJR-GARCH

Zhou Yarui, Zhao Xiaobo

(School of Economics, Liaoning University, Shenyang 110036, China)

**Abstract:** Linear tests and nonlinear tests for ARCH are applied to monthly real effective exchange rate of HK between 1964.1-2009.6, GJR-GARCH model parameter is specified and estimated, tests of standardized residuals for remaining ARCH, tests for higher-order GARCH and tests of parameter constancy are adopted to determine the results of model specification. According to the described information response curve, under the conditions of good news and bad news, HK exchange rate volatility shows significantly asymmetric characteristics.

**Keywords:** GJR-GARCH models; nonlinear tests for ARCH; diagnostic check; news impact curve

20 世纪 70 年代大量金融学文献指出许多与时间有关的金融数据呈现波动集簇性 (volatility clustering) 特征, 而描述这类特征波动过程的自回归条件异方差 (auto-regressive conditional heteroskedasticity, 简称 ARCH) 模型直到 20 世纪 80 年代才被 Engle<sup>[1]</sup> 提出。继 ARCH 模型分析时间序列的异方差性后, T. Bollerslev<sup>[2]</sup> 又提出了广义自回归条件异方差 (generalized ARCH, 简称 GARCH) 模型, 这是专门针对金融数据所量体订做的回归模型, 除具有与普通回归模型相同的功能之外, GARCH 对误差的方差进行了进一步的建模, 特别适用于波动性的分析和预测。

为捕捉到正负冲击给序列波动带来的非对称性效应及波动与回报之间可能存在的相关性, 许多基于

GARCH 模型的变体模型也被提出, 包括 Nelson 的 IGARCH (integrated GARCH) 模型<sup>[3]</sup> 和 EGARCH (exponential GARCH) 模型<sup>[4]</sup>, Baillie 等的 FIGARCH (fractionally integrated GARCH) 模型<sup>[5]</sup>, Engle 等的 GARCH-M (GARCH in mean) 模型<sup>[6]</sup>, 及以 Glosten 等名字命名的 GJR-GARCH 模型<sup>[7]</sup> 等。这些模型被大量应用于实证金融分析中, 其中在汇率方面, Hsieh<sup>[8]</sup> 发现 1974~1983 年间 5 个主要外汇汇率的日度数据都存在着明显的非线性, 指出运用 GARCH 模型可较好解释这种非线性现象。Tse<sup>[9]</sup> 对日元 1978-01~1994-06 间日度数据使用 APARCH (asymmetric power ARCH) 和 GARCH 模型进行评估, 发现日元/美元的升值冲击对其未来波动与贬值冲击有着相似的效应。Lijian Yang<sup>[10]</sup> 对德国马

收稿日期: 2009-08-27

作者简介: 周雅瑞 (1983-), 男, 辽宁抚顺人, 辽宁大学经济学院硕士研究生, 主要研究方向为汇率经济学, 国民经济学,

E-mail: zhouyarui@gmail.com

克/美元和德国马克/英镑日度回报数据进行建模分析,得出在模型拟合度和预测方面 GJR 半参数扩展模型要优于 GJR-GARCH 模型, GJR-GARCH 模型又优于普通的 GARCH 模型。

本文首先对 1964-01~2009-06 间港币月度实际有效汇率的收益率数据进行了回归定义错误检验 (regression specification error test, 简称 RESET), 然后对 GJR-GARCH 模型进行参数估计和诊断检验, 最后通过信息反应曲线并结合投资者心理因素对港币汇率波动的不对称性进行全面论述。

## 1 GJR-GARCH 模型

标准的 GARCH( $p, q$ ) 模型可以写成如下形式:

$$y_t = E[y_t | \Omega_{t-1}] + \varepsilon_t, \quad (1)$$

$$\varepsilon_t = z_t \sqrt{h_t}, \quad (2)$$

$$h_t = \omega + \sum_{i=1}^q \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{i=1}^p \beta_i h_{t-i}, \quad (3)$$

式中:  $y_t$  为金融产品的收益率序列;

$\Omega_{t-1}$  为  $t-1$  时刻前 (包含  $t-1$  时刻) 所有相关信息的组合;

$\varepsilon_t$  为收益率残差;

$h_t$  为条件方差;

$z_t$  为标准化残差, 是独立同分布的随机变量;

$\omega$  为方程 (3) 的截距项;

$q, p$  为  $\varepsilon_t, h_t$  的滞后阶数。

$h_t$  与  $z_t$  互相独立,  $z_t$  为标准正态分布。式 (1) 称为条件均值方程, 式 (3) 称为条件方差方程, 说明时间序列条件方差的变化特征。

为适应收益率序列经验分布的尖峰厚尾特征, 也可假设  $z_t$  服从其它分布, 如 Bollerslev<sup>[11]</sup> 假设  $z_t$  服从广义学生  $t$ -分布, Nelson<sup>[4]</sup> 在 EGARCH 模型中采用了广义误差分布等。另外, 许多实证研究表明收益率分布不但存在尖峰厚尾特性, 而且收益率残差  $\varepsilon_t$  对收益率的影响还存在非对称性, Black<sup>[12]</sup> 从公司股价及财务角度分析了正负冲击给收益率波动带来非对称性效应的原因, 并将这种影响称为杠杆效应。然而在 GARCH 模型中, 正负冲击对条件方差的影响是对称的, 因此 GARCH 模型不能刻画收益率条件方差波动的非对称性。

为衡量收益率波动的非对称性, GJR-GARCH 模型在条件方差方程 (3) 中加入负冲击的杠杆效应, 但仍采用正态分布假设, 其模型是在 GARCH(1,1) 的基础上, 假定  $\varepsilon_{t-1}^2$  的参数取决于冲击的正负, 即

$$h_t = \omega + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \gamma_1 D_{t-1} \varepsilon_{t-1}^2 + \beta_1 h_{t-1}, \quad (4)$$

式中:  $D_{t-1}$  为示性函数。

当  $\varepsilon_{t-1} < 0$  时,  $D_{t-1} = 1$ ; 当  $\varepsilon_{t-1} \geq 0$  时,  $D_{t-1} = 0$ 。条件方差  $h_t$

非负的条件为  $\omega > 0$ ,  $2\alpha_1 + \gamma_1 > 0$  和  $\beta_1 > 0$ 。Engle 和 Ng<sup>[13]</sup> 利用信息反应曲线 (news impact curve, 简称 NIC) 分析比较了各种 GARCH 模型的杠杆效应, 认为 GJR-GARCH 模型较好地刻画了收益率的杠杆效应。

## 2 数据分析和线性测试

在实证分析中, 本文选择港币月度实际有效汇率作为待估样本。首先通过取对数差分将数据转换成汇率月度回报值, 且为免数据过小放大 100 倍, 即  $\Delta y_t = 100 \times \ln(y_t / y_{t-1})$ , 图 1 描述了 1964-01~2009-06 间港币月度实际有效汇率的对数水平值  $\ln y_t$  和汇率回报值  $\Delta y_t$ , 表 1 给出了汇率回报值序列的描述性统计量。

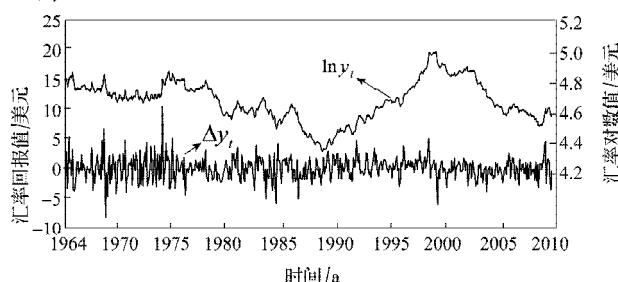


图 1 港币汇率的对数水平值和回报值

Fig. 1 Log-levels and returns for HK exchange rate

表 1  $\Delta y_t$  的描述性统计

Table 1 Descriptive statistics of  $\Delta y_t$

统计量	统计值	统计量	统计值	统计量	统计值
均值	-0.041 426	最小值	-8.259 914	峰态	5.555 163
中值	-0.018 995	标准差	1.868 316	Jarque-Bera 统计量	150.416 300
最大值	10.412 24	偏态	0.154 094	概率	0.000 000

由图 1 和表 1 可看出, 该序列均值平稳, 并呈现出过度的峰态和非对称性, Jarque-Bera 检验强烈地拒绝了正态性假设, 其方差也呈现出明显的波动集簇性。

为了检测汇率回报值序列  $\Delta y_t$  中是否存在非线性成份, 本文使用 EViews 软件进行 RESET 检验, 其原假设是模型中不存在非线性关系, 检验前需对  $\Delta y_t$  进行线性自回归估计, 设定自回归的阶数  $p=2, 3, 4$ , EViews 中拟合项数目选定  $b=2, 3, 4$ , 检验样本数  $n=545$ , 该检验服从  $b$  个自由度的  $\chi^2$  分布。检验结果如表 2。

表 2 给定  $p$  和  $b$  值下 RESET 的概率值

Table 2 Probability values of RESET under given  $p$  and  $b$

拟合项数 $b$	自回归阶数 $p$		
	2	3	4
2	0.005 8	0.007 2	0.008 1
3	0.013 1	0.016 6	0.022 0
4	0.029 3	0.036 6	0.043 6

由表 2 知, 在 5% 的置信水平下,  $\Delta y_t$  中存在明显的非线性成份。

### 3 非对称 ARCH 效应检验

关于正负冲击对条件方差是否有不同的影响, Engle 等<sup>[13]</sup>讨论了一些测试方法, 其中包括非对称 ARCH 检验。

$$\text{令 } S_{t-1}^- = \begin{cases} 1, & \hat{\varepsilon}_{t-1} < 0, \\ 0, & \hat{\varepsilon}_{t-1} \geq 0, \end{cases} \text{ 则回归方程 } \hat{\varepsilon}_t^2 = \phi_0 + \phi_1 \hat{\omega}_{t-1} + \xi_t$$

( $\hat{\varepsilon}_t$  为式 (1) 中残差估计值) 中参数  $\phi_1$  的  $t$  统计量即为 ARCH 检验的统计量。当  $\hat{\omega}_t = S_{t-1}^-$  时, 称该检验为符号偏误 (sign bias, 简称 NB) 检验; 当  $\hat{\omega}_t = S_{t-1}^- \hat{\varepsilon}_{t-1}$  时, 称该检验为负的规模偏误 (negative size bias, 简称 NSB) 检验; 当  $\hat{\omega}_t = S_{t-1}^+ \hat{\varepsilon}_{t-1}, S_{t-1}^+ \equiv 1 - S_{t-1}^-$  时, 称该检验为正的规模偏误 (positive size bias, 简称 PSB) 检验。通过估计下列回归方程

$$\hat{\varepsilon}_t^2 = \phi_0 + \phi_1 S_{t-1}^- + \phi_2 S_{t-1}^- \hat{\varepsilon}_{t-1} + \phi_3 S_{t-1}^+ \hat{\varepsilon}_{t-1} + \xi_t,$$

原假设为  $H_0: \phi_1 = \phi_2 = \phi_3 = 0$ , 这些检验也可结合起来一起进行, 结合的统计量服从 3 个自由度的  $\chi^2$  分布。

本文通过 GAUSS 编程对整个样本区间的收益率序列  $\Delta y_t$  进行 SB、NSB、PSB 检验及结合检验, 测试中所需残差  $\hat{\varepsilon}_t$  源自由  $\Delta y_t$  构建的 AR( $k$ ) 模型, 阶数  $k$  由 AIC 准则确定, 表 3 给出了上述几种检验的统计值和概率值。

表 3 月度港币收益率序列的非对称 ARCH 效应检验

Table 3 Asymmetric testing for ARCH in monthly HK exchange rate returns

检验方式	统计值	概率值
SB	0.516	0.302
NSB	-10.942	0.000
PSB	28.492	0.000
结合检验	413.386	0.000

由表 3 可明显看出, 港币收益率序列中存在很显著的非对称 ARCH 效应。

### 4 GJR-GARCH 模型估计

关于 GARCH 这一类模型的估计, Franses 等<sup>[14]</sup>给出了很好的总计和概括。首先考虑普通的  $p$  阶非线性自回归模型:

$$y_t = G(\mathbf{x}_t, \boldsymbol{\xi}) + \varepsilon_t, \quad (5)$$

式中:  $\mathbf{x}_t = (1, y_{t-1}, \dots, y_{t-p})'$ ;

$G(\mathbf{x}_t, \boldsymbol{\xi})$  为含有参数向量  $\boldsymbol{\xi}$  的普通非线性方程。

对于 GJR-GARCH 模型来说, 由式 (4) 知,  $\varepsilon_t$  的条件方差方程是非线性方程, 令向量  $\boldsymbol{\psi} = (\omega, \alpha_1, \gamma_1, \beta_1)'$ , 则模型 (5) 中的参数由条件均值方程中的  $\boldsymbol{\xi}$  和条件方差方程中的  $\boldsymbol{\psi}$  构成, 即向量  $\boldsymbol{\theta} \equiv (\boldsymbol{\xi}', \boldsymbol{\psi}')$ , 那么参数  $\boldsymbol{\theta}$  可由极大似然估计法 (maximum-likelihood-estimation, 简称 MLE) 估计出来。第  $t$  个观测值的条件对数似然方程为  $l_t(\boldsymbol{\theta}) = \ln f(\varepsilon_t / \sqrt{h_t}) - \ln(\sqrt{h_t})$ , 为估计出参数  $\boldsymbol{\theta}$ , 需

使  $l_t(\boldsymbol{\theta})$  最大化, 即 MLE 满足一阶条件  $\sum_{t=1}^n \frac{\partial l_t(\boldsymbol{\theta})}{\partial \boldsymbol{\theta}} = 0$ , 对式 (5) 来说, 由于  $\varepsilon_t = z_t \sqrt{h_t}$ ,  $l_t(\boldsymbol{\theta})$  的微分向量

$$\mathbf{s}_t(\boldsymbol{\theta}) = \left( \left( \frac{\partial l_t(\boldsymbol{\theta})}{\partial \boldsymbol{\xi}} \right)', \left( \frac{\partial l_t(\boldsymbol{\theta})}{\partial \boldsymbol{\psi}} \right)' \right),$$

式中:

$$\frac{\partial l_t(\boldsymbol{\theta})}{\partial \boldsymbol{\xi}} = \frac{\varepsilon_t}{h_t} \frac{\partial G(\mathbf{x}_t, \boldsymbol{\xi})}{\partial \boldsymbol{\xi}} + \frac{1}{2h_t} \left( \frac{\varepsilon_t^2}{h_t} - 1 \right) \frac{\partial h_t}{\partial \boldsymbol{\xi}};$$

$$\frac{\partial l_t(\boldsymbol{\theta})}{\partial \boldsymbol{\psi}} = \frac{1}{2h_t} \left( \frac{\varepsilon_t^2}{h_t} - 1 \right) \frac{\partial h_t}{\partial \boldsymbol{\psi}}.$$

本文通过 EViews 软件实现对 GJR-GARCH 模型的估计, 对于式 (1) 条件均值方程, 采用 AR( $k$ ) 的形式, 即式 (1) 变为:  $y_t = c + \sum_{i=1}^k \phi_i y_{t-i} + \varepsilon_t$ , 由 AIC 准则知  $k=2$ , 估计结果如表 4 所示。

表 4 港币月度汇率收益率 GJR-GARCH 模型估计结果

Table 4 Estimation results of GJR-GARCH models for monthly returns on HK exchange rate

系数	变量值	标准差	z 统计值	概率
$c$	-0.035 37	0.091 648	-0.385 94	0.699 5
$\phi_1$	0.242 464	0.045 03	5.384 49	0.000 0
$\phi_2$	-0.045 47	0.043 258	-1.051 07	0.293 2
$\omega$	0.220 684	0.081 536	2.706 566	0.006 8
$\alpha_1$	0.176 893	0.049 893	3.545 451	0.000 4
$\gamma_1$	-0.181 632	0.056 295	-3.226 43	0.001 3
$\beta_1$	0.850 704	0.039 981	21.277 7	0.000 0

由表 4 可见, 所估计模型为 AR(2)-GJR-GARCH(1,1) 模型, 估计出的各项参数满足方差  $h_t$  非负的条件, 且条件方差方程中各项系数均显著不为 0。在这个模型中,  $\varepsilon_t > 0$  表明具有利好消息即正面冲击, 而  $\varepsilon_t < 0$  表明具有利空消息即负面冲击, 两者对条件方差具有不同影响。利好消息对条件方差的影响为  $\alpha_1$ , 而利空消息对条件方差的影响为  $\alpha_1 + \gamma_1, \gamma_1 < 0$ , 说明港币汇率市场不存在杠杆效应, 且市场对好消息的反应程度高于利空消息, 若  $\alpha_1 + \gamma_1$  趋近于 0, 则表示利空消息的冲击并不会给市场带来多大影响。

在 1964 ~ 2009 年期间, 港币汇率分别经历了英镑汇兑本位制, 港元与美元挂钩的固定汇率制, 自由浮动汇率制和目前的联系汇率制度。联系汇率制度确保让强弱双向的兑换能以联系汇率 7.80 港元兑 1 美元为中心点而运作, 在设定的兑换范围内, 金管局可选择进行符合货币发行局制度运作原则的市场操作, 由此可见, 当市场上出现过度的利空消息而导致港币贬值时, 金管局可以通过外汇储备的相应变动来支持联系汇率制度, 从而抑制港币贬值引起的大幅波动。

## 5 GJR-GARCH 模型的诊断检验

在关于条件均值的时间序列模型式(1)中,需对所估计的模型做大量的设定误差检验,同样在 GJR-GARCH 模型中,也需要对条件方差的设定情况做出类似的诊断检验,这包括:

### 5.1 标准化残差的残留 ARCH 效应检验

GARCH 模型假定  $z_t = \varepsilon_t h_t^{-1/2}$  是独立同分布的,如果模型被正确设定,那么标准化残差  $\hat{z}_t = \hat{\varepsilon}_t \hat{h}_t^{-1/2}$  应具有不变方差和序列不相关等特征。为检测  $\hat{z}_t$  是否含有条件异方差性, Lundbergh 和 Terasvirta<sup>[15]</sup> 提出用拉格朗日乘数 (lagrange multiplier, 简称 LM) 统计量检测标准化残差中是否仍存在 ARCH 效应,对  $\hat{z}_t$  中残留 ARCH( $m$ ) 的 LM 统计量检验可通过  $nR^2$  ( $n$  为样本数) 算出,  $R^2$  由下列辅助回归方程获得:

$$\hat{z}_t = \phi_0 + \phi_1 \hat{z}_{t-1}^2 + \dots + \phi_m \hat{z}_{t-m}^2 + \lambda' \hat{x}_t + u_t, \quad (6)$$

式中:  $\hat{x}_t$  向量包含原 GARCH 模型中条件方差  $h_t$  对参数  $\theta$  的偏导数,在原假设条件下  $\hat{x}_t \equiv \hat{h}_t^{-1} \left( \partial \hat{h}_t / \partial \theta \right)$ ;

$u_t$  为方程(6)的误差项。

原假设为  $H_0: \phi_1 = \dots = \phi_m = 0$ , 检验统计量服从  $m$  个自由度的  $\chi^2$  分布。

### 5.2 高阶 GARCH 检验

Bollerslev<sup>[2]</sup> 提出用 LM 统计量检验 GARCH( $p, q$ ) 模型的阶数是否被正确设定, 备选假设为  $H_1$ : 模型为 GARCH( $p+r, q$ ) 或 GARCH( $p, q+s$ )。这里 LM 统计量与 5.1 节所述相似, 由  $nR^2$  给出,  $R^2$  也由式(6)获得, 只不过滞后的平方标准化残差  $\hat{z}_{t-i}^2$  ( $i = 1, \dots, m$ ) 分别被  $\hat{\varepsilon}_{t-q-1}^2, \dots, \hat{\varepsilon}_{t-q-r}^2$  或  $\hat{h}_{t-p-1}, \dots, \hat{h}_{t-p-s}$  所代替。

### 5.3 参数一致性检验

在实证分析中, GARCH 模型的时间序列常覆盖较长时期数据 (本文中港币汇率数据跨度为 46 a), 所以需检测模型中的参数在整个样本区间内是否能保持稳定<sup>[9]</sup>, Lundbergh 等<sup>[15]</sup> 提出了检验参数一致性的方法, 其备选假设为  $H_1$ : 即参数是平滑时变的。

对 GARCH(1,1) 模型, 在备选假设条件下, 其条件方差为:

$$h_t = [\omega + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \beta_1 h_{t-1}] [1 - F(t)] + [\varsigma + \gamma_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \delta_1 h_{t-1}] F(t),$$

式中:  $\varsigma$  为截距项;

$$F(t) = \left( 1 + \exp \left( -\theta \prod_{i=1}^n (t - c_i) \right) \right)^{-1} \quad (\theta > 0, c_1 \leq \dots \leq c_n).$$

原假设为  $H_0: \omega = \varsigma, \alpha_1 = \gamma_1, \beta_1 = \delta_1$ , 然而在原假设条件下  $F(t)$  的参数  $\theta$  无法确定, 故使用一阶泰勒展开式来近似代替  $F(t)$ , 可得

$$h_t = \omega^* + \alpha_1^* \varepsilon_{t-1}^2 + \beta_1^* h_{t-1} + \varsigma^* t + \gamma_1^* \varepsilon_{t-1}^2 t + \delta_1^* h_{t-1} t,$$

此时原假设变为  $H_0: \varsigma^* = \gamma_1^* = \delta_1^* = 0$ , 可直接通过 LM 统计

量检验, 该统计量服从  $n(p+q+1)$  自由度的  $\chi^2$  分布。

本文通过 GAUSS 编程对所估计的 AR(2)-GJR-GARCH(1,1) 模型进行上述 3 种诊断检验, 由于 GJR-GARCH 模型是两机制非对称模型, 即含有 1 个门限值, 所以在应用上述 3 种检验时需分段进行, 即按照  $\varepsilon_{t-1} < 0$  和  $\varepsilon_{t-1} \geq 0$  将原模型分成 2 段线性的 GARCH(1,1) 模型分别检验, 检验结果如表 5~7 所示。

表 5 残留 ARCH 效应检验

Table 5 Test for remaining ARCH

辅助回归方程 滞后阶数 $m$	$\varepsilon_{t-1} \geq 0$		$\varepsilon_{t-1} < 0$	
	LM 统计量	概率	LM 统计量	概率
1	0.286 9	0.592 2	0.068 15	0.794 0
2	1.145	0.564 1	0.571 8	0.751 3
3	2.484	0.478 2	1.300	0.729 1
4	2.563	0.633 4	2.794	0.592 9
5	2.565	0.766 7	2.895	0.716 2

表 6 高阶 ARCH 和 GARCH 检验

Table 6 Tests for higher order ARCH and GARCH

a) 高阶 ARCH 检验

辅助回归方程 滞后阶数 $r$	$\varepsilon_{t-1} \geq 0$		$\varepsilon_{t-1} < 0$	
	LM 统计量	概率	LM 统计量	概率
1	0.007 029	0.933 2	0.354 4	0.551 7
2	1.87	0.392 7	0.666 4	0.716 6
3	4.649	0.199 4	1.297	0.729 8
4	4.741	0.314 9	2.690	0.611 0
5	4.749	0.447 3	3.253	0.661 1

b) 高阶 GARCH 检验

辅助回归方程 滞后阶数 $s$	$\varepsilon_{t-1} \geq 0$		$\varepsilon_{t-1} < 0$	
	LM 统计量	概率	LM 统计量	概率
1	0.129 9	0.718 6	0.165 5	0.684 1
2	2.179	0.336 3	0.686 7	0.709 4
3	4.774	0.189 1	1.503	0.681 7
4	4.820	0.306 3	3.013	0.555 7
5	4.850	0.434 5	3.049	0.692 5

表 7 所有参数一致性检验

Table 7 Consistency tests for all parameters

泰勒展开 阶数 $n$	$\varepsilon_{t-1} \geq 0$		$\varepsilon_{t-1} < 0$	
	LM 统计量	概率	LM 统计量	概率
1	7.338	0.061 87	3.632	0.304 1
2	10.16	0.118 0	9.699	0.137 9
3	12.30	0.197 2	14.58	0.103 0

由表 5~7 分析可知, 在 5% 的置信水平下, 3 种检验的原假设都被接受, 即标准化残差中不存在 ARCH 效应, 模型的  $p, q$  值都为 1, 与所估计 GJR-GARCH 模型的所有参数在全样本区间内是保持一致的, 检验结果表明, 所估计的 GJR-GARCH 模型设定效果良好。

## 6 信息反应曲线

Pagan 等<sup>[16]</sup>首次提出了信息反应曲线 (NIC), 它不仅可比较各种 GARCH 模型, 而且可测量新信息与波动性之间的关联度, 确切地说, NIC 展示了在保证所有过去信息不变的条件下, 当前冲击或信息的收益率残差  $\varepsilon_t$  与条件波动  $h_t$  之间的关系, GJR-GARCH 模型的 NIC 曲线方程<sup>[14]</sup>为:

$$NIC(\varepsilon_t | h_t = \sigma^2) = \omega + \beta_1 \sigma^2 + \begin{cases} (\alpha_1 + \gamma_1) \varepsilon_t^2 & (\varepsilon_t < 0), \\ \alpha_1 \varepsilon_t^2 & (\varepsilon_t \geq 0), \end{cases}$$

式中:  $\sigma^2 = \omega / (1 - (2\alpha_1 + \gamma_1)/2 - \beta_1)$  为无条件方差。

通过 Eviews 编程描绘出所估计 GJR-GARCH(1,1) 模型的 NIC 散点图, 如图 2 所示。

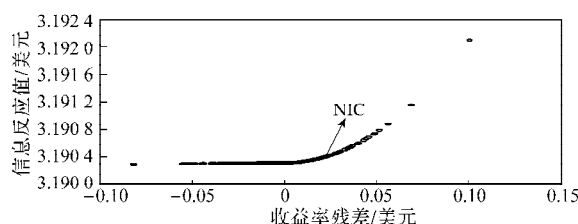


图 2 GJR-GARCH(1,1)模型的 NIC 散点图

Fig. 2 NIC scatter diagram of GJR-GARCH(1,1) model

从图 2 可看出, 在相同大小的正负冲击条件下, 正冲击带来的波动性比负冲击带来的波动性更强。在横轴  $\varepsilon_t < 0$  的部分, 曲线接近水平, 即  $\varepsilon_t$  的变化并未使 NIC 的值发生太大变化, 因此, 由坏消息带来的港币贬值所引起的波动非常不显著。

## 7 结论

本文以港币月度实际有效汇率的收益率数据为基础, 估计了 AR(2)-GJR-GARCH(1,1) 模型, 继而对港币汇率的波动不对称性进行了研究, 得出了一些实证性的结论。从投资者的交易心理方面分析可较好印证本文实证研究结论。在好的基本面和消息面促使港币升值的时期内, 大量投资者会因为港币升值的预期进入外汇市场持有港币, 此时交易量和市场活跃度得到空前放大, 因而会引发港币汇率的大幅波动; 相反, 在坏消息面下, 港币贬值, 持有港币的投资者资产缩水, 但由于港币实行联系汇率制, 即当港币大幅贬值时, 金管局会在外汇市场上大量买进港元而抛出美元储备, 使港币汇率回到 7.80:1 中心附近, 这种市场干预行为大大减小了投资者的损失, 因此投资者并不会对其港币的大幅缩水有过担心, 所以在港币贬值的情况下, 投资者大多会继续持有港币而不做任何交易性操作, 由此引起的交易量缩小和市场活跃度降低也会在很大程度上抑制住港币汇率的波动。

## 参考文献:

- [1] Engle R F. Autoregressive Conditional Heteroscedasticity with Estimates of the Variance of United Kingdom Inflation[J]. *Econometrica*, 1982, 50(4): 987-1007.
- [2] Bollerslev T. Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity[J]. *Journal of Econometrics*, 1986, 31(3): 307-327.
- [3] Nelson D B. Stationarity and Persistence in the GARCH(1,1) Model[J]. *Econometric Theory*, 1990, 6(3): 318-334.
- [4] Nelson D B. Conditional Heteroskedasticity in Asset Returns: A New Approach[J]. *Econometrica*, 1991, 59(2): 347-370.
- [5] Baillie R T, Bollerslev T, Mikkelsen H O. Fractionally Integrated Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity[J]. *Journal of Econometrics*, 1996, 74(1): 3-30.
- [6] Engle R F, Lilien D M, Robins R P. Estimating Time Varying Risk Premia in the Term Structure: The ARCH-M Model[J]. *Econometrica*, 1987, 55(2): 391-407.
- [7] Glosten L R, Jagannathan R, Runkle D E. On the Relation between the Expected Value and the Volatility of the Nominal Excess Return on Stocks[J]. *The Journal of Finance*, 1993, 48(5): 1779-1801.
- [8] Hsieh D A. Testing for Nonlinear Dependence in Daily Foreign Exchange Rate Changes[J]. *Journal of Business*, 1989, 62(3): 339-368.
- [9] Tse Y K. The Conditional Heteroscedasticity of the Yen-Dollar Exchange Rate[J]. *Journal of Applied Econometrics*, 1998, 13(1): 49-55.
- [10] Yang Lijian. A Semiparametric GARCH Model for Foreign Exchange Volatility[J]. *Journal of Econometrics*, 2006, 130(2): 365-384.
- [11] Bollerslev T. A Conditionally Heteroskedastic Time Series Model for Speculative Prices and Rates of Return[J]. *Review of Economics and Statistics*, 1987, 69(3): 542-547.
- [12] Black F. The Pricing of Commodity Contracts[J]. *Journal of Financial Economics*, 1976, 3(1/2): 167-179.
- [13] Engle R F, Ng V K. Measuring and Testing the Impact of News on Volatility[J]. *Journal of Finance*, 1993, 48(5): 1749-1778.
- [14] Franses Philip Hans, Van Dijk Dick. *Nonlinear Time Series Models in Empirical Finance*[M]. England: Cambridge University Press, 2000.
- [15] Lundbergh S, Teräsvirta T. Evaluating GARCH Models[J]. *Journal of Econometrics*, 2002, 110(2): 417-435.
- [16] Pagan A R, Schwert G W. Alternative Models for Conditional Stock Volatility[J]. *Journal of Econometrics*, 1990, 45(1/2): 267-290.

(责任编辑: 李玉珍)