

文章编号: 1002-1566 (2009) 02-0295-06

基于GARCH模型的人民币汇率波动规律研究

骆珣 吴建红

(北京理工大学管理与经济学院, 北京 100081)

摘要: 自人民币汇率体制改革以来, 汇率波动日趋复杂。鉴于 GARCH 模型能够较好地拟合汇率时间序列的尖峰厚尾特征, 本文采集了 2003 ~ 2007 年之间的 1069 个美元兑人民币汇率日值, 应用 GARCH 模型进行分析, 证实了我国外汇市场确实存在 ARCH 效应, 且 GARCH 模型能够较好地拟合汇改后的人民币汇率数据。

关键词: 人民币汇率; 波动率; GARCH 模型

中图分类号: O212

文献标识码: A

The Research of the Fluctuation Rules of USD/RMB Exchange Rate Series Based on GARCH Model

LUO Xun WU Jian-hong

(School of Management and Economics, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081, China)

Abstract: With the reforms of China's foreign exchanges system, the fluctuations of the foreign exchange are perplexed. It takes on clustering and fat tail phenomenon of the volatility in the foreign exchange market, and the new series of ARCH models can simulate the time series much better. In this essay, 1069 data of USD/RMB exchange rate series are selected, from January 2nd 2003 to April 20th 2007, and GARCH (1,1) model is applied to investigate the fluctuation rules of USD/RMB exchange rate series.

Key words: exchange rate of RMB, volatility, GARCH model

0 引言

有关汇率波动规律的研究一直是国际金融领域较为关注的问题。随着全球经济的一体化, 各国之间经济的相互依赖, 货币政策间合作的日趋密切, 更增加了汇率波动的复杂性。

Poon 和 Granger^[1] 通过对已发表的 93 篇有关金融市场波动模型的论文进行归纳和综述, 得出了在研究波动规律时, 对波动的计量通常采用的是方差或者标准差数据, 并在此基础上建立波动模型^[2], 其中具有代表性的模型是由 Engle, R^[3] 设计, 并由 Bollerslev, T^[4] 扩展而成的 GARCH (Generalized ARCH) 模型。鉴于 GARCH 模型比较适合用于分析金融市场因子时间序列的条件方差, 并且能够较好的拟合金融市场因子时间序列尖峰厚尾特征。所以, 本文拟用 GARCH 模型来分析 2003 ~ 2007 年人民币汇率的波动规律。

1 GARCH 模型概述

为简便起见, 本文仅用 GARCH(1,1) 模型进行人民币汇率波动规律研究, GARCH(1,1) 模型中的 (1,1) 即阶数为 1 的自回归项 (GARCH 项) 和滞后阶数为 1 的残差平方项 (ARCH 项)。标准的 GARCH(1,1) 模型如下所示:

$$y_t = x_t \gamma + u_t, \quad (1.1)$$

$$\sigma_t^2 = \omega + \alpha u_{t-1}^2 + \beta \sigma_{t-1}^2, \quad (1.2)$$

收稿日期: 2007 年 12 月 15 日

收到修改稿日期: 2008 年 11 月 12 日

其中： x_t 是 $1 \times (k + 1)$ 维外生变量向量， γ 是 $(k + 1) \times 1$ 维系数向量， $k = 1, 2, \cdots, T$ 。

式 (1.1) 给出的均值方程是一个具有随机误差项 u_t 的函数。 σ_t^2 是 u_t 的条件方差，因此，也称式 (1.2) 为条件方差方程。式 (1.2) 表明了时刻 t 状况下 u_t 的条件方差 σ_t^2 依赖于时刻 $t - 1$ 状况下的残差平方 u_{t-1}^2 (即 ARCH 项) 的大小和上一期方差的预测值 σ_{t-1}^2 (即 GARCH 项)^[5]。

金融领域中 GARCH 模型的设定具有实际意义。残差反映了应变量的实际值偏离均值方程拟合值的大小，因此，人们可以通过不变方差 (ω)、前一期方差的预测值 (σ_{t-1}^2) 及前一期新信息 (u_{t-1}^2 ，即残差平方的滞后值) 的加权平均来预测当期的方差。如果资产收益率出乎意料地大幅度上升或下降，那么人们就会增加对下期方差的预期，故可采用 GARCH 模型，借助于历史汇率数据，分析研究外汇市场中汇率的波动规律^[6]。

2 人民币汇率日收益率数据统计特征分析

我国的汇率采用间接标价法，外汇管理局公布美元兑人民币汇率数据，而其他货币兑人民币的汇率都是通过美元汇率数据换算而来。因此，美元兑人民币汇率数据更具有一定的代表性。于是，本文选取了 2003 年 1 月 2 日至 2007 年 4 月 20 日 1069 个人民币汇率日值数据 (汇率数据均来自国家外汇管理局网站 http://www.safe.gov.cn/model_safe/index.html)，由其绘制的美元兑人民币汇率时间序列图如图 1 所示。

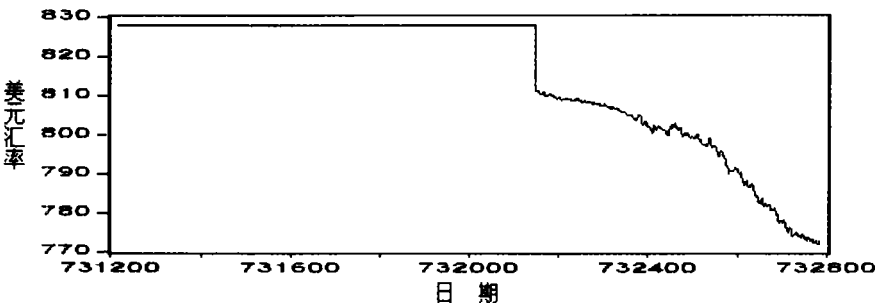


图 1 美元兑人民币汇率时间序列图

观察图 1 可以看出美元兑人民币汇率在汇改前 (2005 年 7 月 21 日) 的波动幅度非常小，基本趋于稳定，而汇改后的美元兑人民币汇率时间序列则具有明显的随机游走趋势。

通过对上述 1069 个原始汇率数据的处理，得到人民币汇率日收益率序列 (USDPR 序列)，通过平稳性检验可知其为平稳序列，符合 GARCH 模型的适用条件。因此，本文采用人民币汇率日收益率时间序列进行后续的实证分析。

进一步地，由 EViews5.0 统计软件中的 View-Descriptive Statistic-Histogram and Stats 输出得到人民币汇率日收益率时间序列的统计量特征及分布柱状图，具体如图 2 所示。

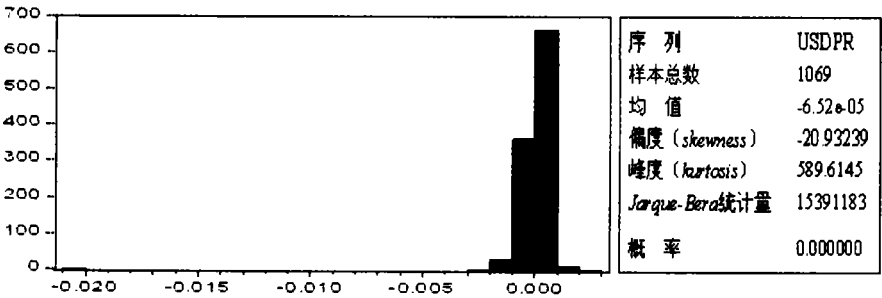


图 2 人民币汇率收益率的统计特征

由上述的计算输出结果及人民币汇率日收益率的分布直方图 2, 可知人民币汇率日收益率时间序列偏度 (skewness) 为 -20.93239(小于 0), 即该时间序列概率分布是非对称的, 呈现长左厚尾特征, 表明与正收益冲击相比, 负收益冲击所产生的条件方差更大。人民币汇率日收益率时间序列峰度 (kurtosis) 为 589.6145(远大于 3), 表明该时间序列波动剧烈, 而且出现极端事件的可能性要大于正态分布假设下极端事件发生的概率。与标准正态分布偏度、峰度 (skewness=0, kurtosis=3) 相比, 人民币汇率日收益率时间序列呈现明显的尖峰厚尾的分布特征, 且 Jarque-Bera 统计量也在至少 99% 的置信水平上拒绝了该时间序列为正态分布的假设。

3 人民币汇率波动率模型的建立

在 2005 年 7 月 21 日汇改以前, 我国实行人民币盯住美元汇率制度, 汇率波动幅度非常小。通过统计软件分析验证也知, 不论是最小二乘法, 还是 GARCH 模型, 由上述 1069 个收益率数据拟合的均值方程均无法消除人民币汇率日收益率时间序列中的 ARCH 效应。因此, 本文采用汇改后 (2005 年 7 月 22 日至 2007 年 4 月 20 日之间) 的 410 个美元兑人民币汇率日收益率数据建立人民币汇率波动率模型, 由此得到的模型更能追踪人民币汇率波动规律。

3.1 人民币汇率数据平稳性检验和相关性分析

由于 GARCH 模型只适用于平稳序列建模, 因此, 本文首先对 USDPR 序列进行单位根检验 (Augmented Dichkey-Fuller Test, ADF)。单位根检验的结果见表 1。

表 1 USDPR 序列的 ADF 检验

	ADF 值	1% 临界值	5% 临界值	10% 临界值
USDPR 序列	-22.81053	-3.445445	-2.868089	-2.570323

从表 1 可知, USDPR 序列的 ADF 值为 -22.81053, 其小于不同显著性水平下的临界值, 由此可以认定 USDPR 序列是平稳序列。

USDPR 序列的相关性分析数据如表 2 所示, 其中 AC(Autocorrelation) 表示自相关系数, PAC(Partial Correlation) 表示偏相关系数, Q-Stat 表示 Ljung Box-Q 统计量, Prob 表示概率。

表 2 USDPR 序列的自相关与偏相关系数

滞后期	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
AC	-0.101	-0.051	-0.031	-0.029	-0.069	0.029	0.032	-0.147	0.066	0.090
PAC	-0.101	-0.061	-0.043	-0.040	-0.082	0.007	0.024	-0.150	0.035	0.085
Q 统计量	4.372	5.476	5.887	6.241	8.331	8.709	9.147	18.63	20.56	24.10
概率	0.037	0.065	0.117	0.182	0.139	0.191	0.242	0.017	0.015	0.007

通过对相关系数的分析可知滞后 1 阶、5 阶和 8 阶的自相关系数较大 (取绝对值后), 所以可以采用 USDPR 序列建立一个滞后 1 阶、5 阶和 8 阶的模型。

3.2 最小二乘法方法的拟合结果及检验

用最小二乘法方法拟合 USDPR 序列结果如表 3 所示。

表 3 最小二乘法拟合 USDPR 序列的参数估计结果

变量	常数 C	$USDPR_{t-1}$	$USDPR_{t-5}$	$USDPR_{t-8}$
系数值	-0.000151	-0.090883	-0.079411	-0.147419
t 统计量	-5.190464	-1.886913	-1.655741	-3.080910

最小二乘法拟合输出结果中 Log likelihood 值为 2549.962; AIC(Akaike info criterion) 值为 -12.12363; SC(Schwarz criterion) 值为 -12.08515; 并且得到均值方程如式 (3.1) 所示:

$$USDPR_t = -0.00015065 - 0.09088259 \times USDPR_{t-1} - 0.07941074 \times USDPR_{t-5} - 0.14741902 \times USDPR_{t-8} + \hat{u}_t.$$

(3.1)

尽管式 (3.1) 的统计量显著, 拟合程度较好, 但是观察该均值方程的残差图 (图 3), 可以看出人民币汇率日收益率时间序列存在波动“成群”的现象, 即波动集聚性, 这说明误差项可能存在条件异方差性.

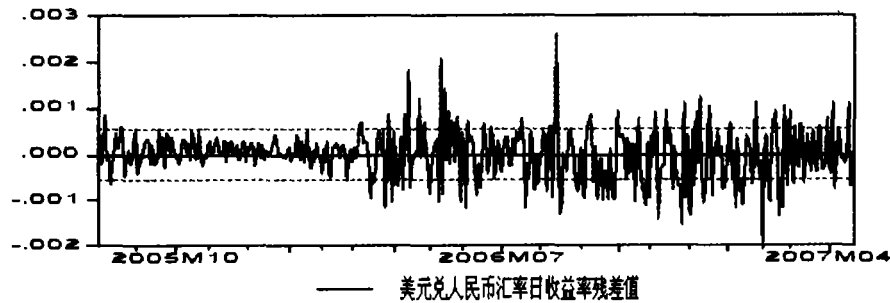


图 3 美元兑人民币汇率日收益率残差时间序列图

因此, 本文进一步对均值方程式 (3.1) 进行条件异方差的 ARCH LM 检验, 在滞后阶数 $p = 3$ 时的 ARCH LM 检验结果如表 4 所示.

表 4 最小二乘法拟合结果的 ARCH LM 检验

F 统计量	16.48882	F 统计量对应的概率	0.000000
LM 统计量	44.60326	卡方检验概率	0.000000

在表 4 给出的 ARCH LM 检验结果中, F 和 LM 统计量所对应的概率均小于 0.05, 可知 F 和 LM 的值都落在了相应临界值的右边, 即原假设的拒绝域, 所以, 残差的平方序列存在 2 阶自相关, 也就是模型的误差序列存在自回归条件异方差.

表 5 中的数据是式 (3.1) 的残差平方相关图检验结果. 从表 5 可以看出自相关系数和偏相关系数显著不为 0, 而且 Q 统计量也非常显著.

表 5 最小二乘法拟合结果的残差平方相关图检验

滞后期	1	2	3	4	5
AC	0.051	0.314	0.109	0.110	0.082
PAC	0.051	0.312	0.090	0.008	0.022
Q 统计量	1.115	42.79	47.81	52.92	55.79
概率	0.291	0.000	0.000	0.000	0.000

综合上述对式 (3.1) 的 ARCH LM 检验和残差平方相关图检验的结果, 可以得到式 (3.1) 的残差序列确实存在自回归条件异方差, 因此, 可以在 AR(1)、AR(2) 和 AR(3) 均值方程基础上建立 GARCH 模型.

3.3 GARCH(1,1) 模型的拟合结果及检验

用 GARCH(1,1) 模型拟合 USDPR 序列结果如表 6 所示.

表 6 GARCH(1,1) 拟合 USDPR 序列的参数估计结果

变量	$USDPR_{t-1}$	$USDPR_{t-2}$	$USDPR_{t-3}$	常数 C	u_{t-1}^2	σ_{t-1}^2
系数值	-0.033694	-0.037397	0.016031	8.61E-10	0.116781	0.884743
z 统计量	-0.607318	-0.834129	0.330507	0.748396	3.765843	31.61474

GARCH(1,1) 拟合输出结果中 Log likelihood 值为 2635.056; AIC 值为 -12.37203; SC 值为 -12.31482; 并且得到均值方程式 (3.2) 和条件方差方程式 (3.3) 如下:

$$USDPR_t = -0.03369416 \times USDPR_{t-1} - 0.03739689 \times USDPR_{t-2} + 0.01603549 \times USDPR_{t-3} + \hat{u}_t,$$

(3.2)

$$\sigma_t^2 = 8.60586739 \times 10^{-10} + 0.11678112 \times u_{t-1}^2 + 0.88474317 \times \sigma_{t-1}^2.$$

(3.3)

式 (3.3) 条件方差方程中的 ARCH 项和 GARCH 项的系数都具有统计显著性, 说明条件异方差性明显. 与最小二乘法模型相比较, GARCH(1,1) 模型拟合结果的对数似然值有所增加 (从 2549.962 到 2635.056), 同时, AIC 值和 SC 值都降低 (AIC 值从 -12.12363 到 -12.37203; SC 值从 -12.08515 到 -12.31482). 由于 Log likelihood 值越大, 模型的拟合效果越好, AIC 值和 SC 值越小, 模型中解释变量滞后阶数的选择越合适, 说明 GARCH(1,1) 模型有更好的拟合效果. ARCH 项系数 (0.116781) 反映外部冲击对汇率收益率波动的影响, 其值大于零, 反映外部冲击会加剧系统的波动性; GARCH 项系数 (0.884743) 反映了系统的长记忆性; 两系数之和为 1.001524, 其值大于 1 则反映了波动的持续性较强.

由 GARCH 模型拟合输出的结果如图 4 所示.

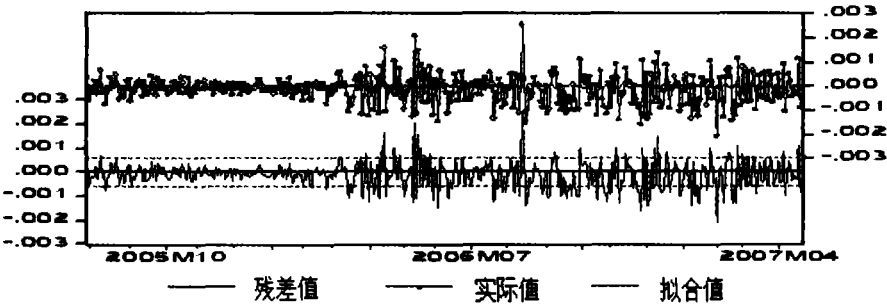


图 4 美元收益率时间序列的实际值, 拟合值和残差值

对由 GARCH 模型得到的式 (3.2) 和式 (3.3) 进行 ARCH LM 检验如表 7 所示, 此时的相伴概率为 0.108715, 故接受原假设, 即认为该残差序列不存在 ARCH 效应, 说明利用 GARCH(1,1) 模型消除了式 (3.1) 残差序列的条件异方差性.

表 7 GARCH(1,1) 拟合结果的 ARCH LM 检验

F 统计量	2.583728	F 统计量对应的概率	0.108715
LM 统计量	2.580176	卡方检验概率	0.108210

表 8 GARCH(1,1) 拟合结果的残差平方相关检验

滞后期	1	2	3	4	5
AC	-0.078	0.103	0.014	-0.055	-0.020
PAC	-0.078	0.098	0.030	-0.063	-0.033
Q 统计量	2.5939	7.1838	7.2722	8.5945	8.762
概率	0.107	0.028	0.064	0.072	0.119

对式 (3.2) 和式 (3.3) 进行的残差平方相关检验如表 8 所示, GARCH(1,1) 模型对应的残差平方序列的滞后 5 期的 Q 统计量值是 8.7624, 相应概率值为 0.119; 而最小二乘法拟合对应的残差平方序列的滞后 5 期的 Q 统计量值是 55.790, 相应概率值为 0.000(见表 5)。表明均值方程在配有 GARCH(1,1) 模型后, 残差序列中的自回归条件异方差成分已经消失。

由 GARCH 模型拟合的 USDPR 序列条件标准差时间序列图如图 5 所示。USDPR 序列条件标准差时间序列在汇改后一段时间内波动较为平缓, USDPR 序列条件标准差基本上处于 0.0004 的水平; 2006 年 1 月之后波动开始加剧, USDPR 序列条件标准差呈现上升趋势, 基本处于 0.0006 的水平以上, 最大时达到 0.0010。

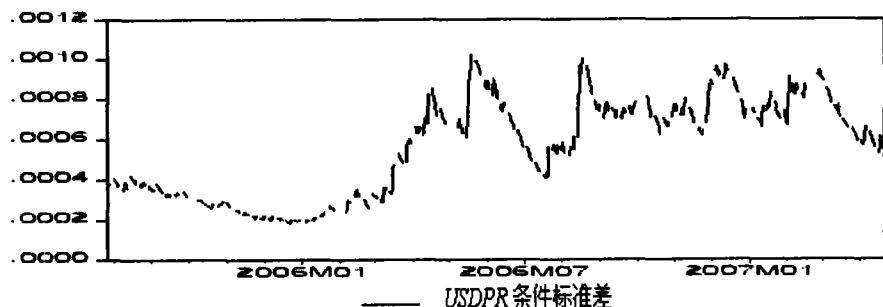


图 5 GARCH(1,1) 模型 USDPR 条件标准差时间序列图

4 结论

本论文通过分析美元兑人民币汇率历史数据的统计量特征, 寻求一个较好的拟合模型, 来更好地描述汇率时间序列的尖峰厚尾特点。通过上述实证分析可得结论如下:

(1) 从美元兑人民币汇率时间序列图(见图 1), 可以看出汇改后人民币汇率时间序列具有明显的随机游走趋势, 且人民币汇率稳步上升, 波动的幅度逐渐增大。

(2) 本文选取了具有代表性的美元兑人民币汇率, 通过 EViews5.0 统计软件分析得到人民币汇率日收益率时间序列的偏度为 -20.93239, 峰度为 589.6145, 由此可知, 我国外汇市场汇率波动具有尖峰厚尾特征(见图 2); 从 GARCH 模型拟合的 USDPR 序列的实际值、拟合值和残差值可以看出汇率波动的群集性(见图 4); 而 ARCH 项系数和 GARCH 项系数之和为 1.001524, 这反映出我国外汇市场波动的持续性较强; 由 USDPR 序列条件标准差时间序列图(见图 5)可知, 汇率波动越来越剧烈, 条件标准差呈现上升趋势。

(3) 由我国汇率制度改革后 410 个美元兑人民币汇率日收益率数据建立的汇率波动率模型可知, 我国外汇市场确实存在 ARCH 效应, 且 GARCH(1,1) 具有较好的拟合效果。同时也验证了 GARCH 模型并不能很好的拟合我国汇改前的人民币外汇数据。

[参考文献]

- [1] Poon S, Granger C. Forecasting volatility in financial markets: a review [J]. Journal of Economic Literature, 2004.
- [2] 胡国军. 中国证券市场波动率的实证研究 [D]. 上海: 复旦大学硕士学位论文, 2004.
- [3] Engle R. Autoregressive conditional heteroscedasticity with estimates of the variance of UK [M]. Econometric, 1982.
- [4] Bollerslev Tim. Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity [J]. Journal of Econometrics, 1986, 31: 307-327.
- [5] 高铁梅. 计量经济分析方法与建模 [M]. 北京: 清华大学出版社, 2006.
- [6] 吴长凤. ARCH 模型及其应用研究 [D]. 北京: 中国科学院数学与系统科学研究所博士学位论文, 2000.