

基于GARCH族模型人民币离岸价格收益率波动预测分析

耿春燕

重庆建筑工程职业学院, 经济管理与公共事务学院, 重庆

收稿日期: 2023年11月6日; 录用日期: 2023年12月15日; 发布日期: 2023年12月22日

摘 要

我国是个外贸依存度很高的国家, 汇率的较大波动会对我国经济造成重大影响, 准确预测汇率波动性能能够为降低中国企业的外贸、投资的汇率风险规避提供一定的参考价值。因此, 本文选取了2022年1月3日~2023年7月15日香港美元人民币市场的每日收盘价格, 用2022年1月3日至2022年6月30日的样本内数据建模, 并用模型进行2023年7月3日至2023年7月21日的样本外预测以评价模型的预测能力。研究结果显示, IGARCH模型是数据拟合模型最优的, 反映了人民币离岸价格收益波动率受冲击影响持久。

关键词

收益率波动, ARCH效应, GARCH族模型, 预测能力

Prediction Analysis of Offshore Exchange Return Rate Volatility of RMB Based on GARCH Family Models

Chunyan Geng

School of Economic Management and Public Affairs, Chongqing Jianzhu College, Chongqing

Received: Nov. 6th, 2023; accepted: Dec. 15th, 2023; published: Dec. 22nd, 2023

Abstract

China is a country with a high degree of dependence on foreign trade, and the large fluctuation of the exchange rate will have a significant impact on China's economy, and accurate prediction of exchange rate volatility can provide a certain reference value for reducing the exchange rate risk of foreign

trade and investment of Chinese enterprises. Therefore, this paper selects the daily closing price of the Hong Kong exchange return rate of RMB/USD from January 3, 2022 to July 15, 2023 as the sample data, using the in-sample data from January 3, 2022 to June 30, 2022 to model, and using the out-sample data from July 3, 2023 to July 21, 2023 to forecast to evaluate the predictive ability of the model. The results show that the IGARCH model is the best fitting model, reflecting the long-lasting impact of offshore exchange return rate volatility of RMB.

Keywords

Return Rate Volatility, ARCH Effect, GARCH Family Models, Predictive Ability

Copyright © 2023 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

金融资产波动率往往具有时变性、聚集性等波动特性。人民币汇率作为一种典型金融资产，其波动对我国的出口外贸、投资都会产生重要影响，分析和预测人民币汇率的波动特征具有一定的现实意义。GARCH 族模型是研究波动性的主流模型。

将条件方差设定为过去残差平方的函数，Engle (1982) [1]提出 ARCH 模型来拟合波动性。Bollerslev (1986) [2]将高阶 ARCH 模型扩展为低阶 GARCH 模型，将条件方差设定为过去残差平方及过去条件方差的函数。Engle 和 Bollerslev (1986) [3]随后又建立 IGARCH 模型，反映波动冲击的持续性。考虑到负冲击与正冲击影响差异性不同，Nelson (1991) [4]提出了指数 GARCH 模型(EGARCH)模型，Glosten、Jagannathan、Runkle (1993) [5]提出了门限 GARCH 模型(TGARCH)等非对称模型来反映这种差异。本文使用 GARCH、IGARCH、EGARCH 三种模型进行样本内、样本外建模分析，评价其预测效力。

GARCH 模型即广义自回归条件异方差模型(Generalised Autoregressive Conditional Heteroscedasticity)，一阶 GARCH(1, 1)模型如下：

$$\begin{aligned} r_t &= \mu + \varepsilon_t \\ \sigma_t^2 &= \omega + \alpha \varepsilon_{t-1}^2 + \beta \sigma_{t-1}^2 \end{aligned}$$

其中， r_t 为均值方程， σ_t^2 为波动方程。扰动项 ε_t 的条件方差 σ_t^2 主要取决于常数项 ω 、滞后扰动项平方 ε_{t-1} (ARCH 项)和上一期预测方差 σ_{t-1} (GARCH 项)。

IGARCH 模型又称移动平滑模型(Exponential Weighted Moving Average, EWMA)，其模型如下：

$$\begin{aligned} r_t &= \mu + \varepsilon_t \\ \sigma_t^2 &= \omega + (1 - \lambda) \varepsilon_{t-1}^2 + \lambda \sigma_{t-1}^2 \end{aligned}$$

GARCH 模型的 ε_{t-i} 系数与 σ_{t-i} 系数之和接近 1，表明冲击具有持续影响。该模型刻画了冲击影响的持续性[6]。

EGARCH (Exponential Generalised Autoregressive Conditional Heteroscedasticity)是从 GARCH 衍生出的模型，可用于解释杠杆效应。其模型形式如下：

$$g(\varepsilon_t) = \alpha \varepsilon_t + \gamma [|\varepsilon_t| - E|\varepsilon_t|]$$

$$g(\varepsilon_t) = (\theta + \gamma)\varepsilon_t - \gamma E|\varepsilon_t| \text{ If } \varepsilon > 0; g(\varepsilon_t) = (\theta - \gamma)\varepsilon_t - \gamma E|\varepsilon_t| \text{ if } \varepsilon < 0$$

其中, α 和 γ 实常数。 ε_t 和 $(|\varepsilon_t| - E|\varepsilon_t|)$ 都分别是零均值独立同分布白噪声, 分布为连续分布。由此可见的 $g(\varepsilon_t)$ 分布是非对称的。

2. 模型数据

本文的人民币汇率是 2022 年 1 月 3 日~2023 年 7 月 18 日美元人民币(香港)的每日收盘价, 数据资料来自于 <https://www.chinamoney.com.cn/>。2022 年 1 月 3 日至 2022 年 6 月 30 日共 378 个样本内数据, 用于建模, 2023 年 7 月 3 日至 2023 年 7 月 21 日数据共 15 个样本外数据, 用于评价检验模型预测的准确性。

给定人民币/美元价格, 其波动性即收益率用以下公式计算:

$$r_i = \frac{E_i - E_{i-1}}{E_{i-1}} \times 100$$

其中, r_i 是 RMB/USD 的百分比变化即每日收益率, E_i 、 E_{i-1} 分别是 RMB/USD 的当天和前一天的收盘价格。

人民币每日收益率的描述性统计见表 1。模型的所有检验与图形都是利用 R-4.0.5 和 S-plus 8.0 软体。

Table 1. Descriptive statistics of the daily return rate of RMB/USD

表 1. 人民币美元汇率日收益率的统计描述

统计量	统计值
Mean	0.0330
Minimum	-2.1025
Maximum	1.3433
1st Quartile	-0.1735
3rd Quartile	0.2628
Median	0.0291
Std. dev.	0.4237
Skewness	-0.7303
Excess. Kurtosis	3.2924
Observations	378

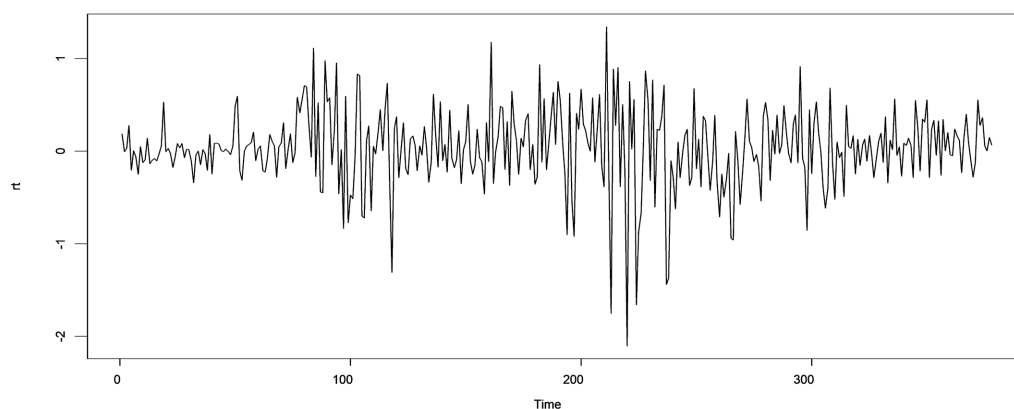


Figure 1. Time series plot of daily return of RMB/USD

图 1. 人民币美元汇率的日收益时间序列图

人民币每日收益率平均为 0.0330，标准差为 0.4237，最小值低至-2.1025，最大值高至 1.3433。偏度 -0.7303 和超额峰度 3.2924 显示数据非正态分布，而是尖峰厚尾，符合金融数据分布的一般特征。时间序列(图 1)显示收益率有聚集现象，表明是可以预测的。

3. 模型建立

3.1. 平稳性检验和 ARCH 效应检验

为了应用 GARCH，需要对数据进行平稳性检验。用 ADF 检验的结果显示见表 2。ADF test 显示样本数据是一平稳过程。

Table 2. Augmented Dickey Fuller test
表 2. 增广 Dickey Fuller 检验

	统计值	临界值	P 值
No constant	-22.71	-1.95	0.00
Constant	-22.69	-2.86	0.00
Constant and time trend	-22.78	-3.41	0.00

注：在 5%显著水平上的临界值，数据来源于作者用 R 软体的计算。

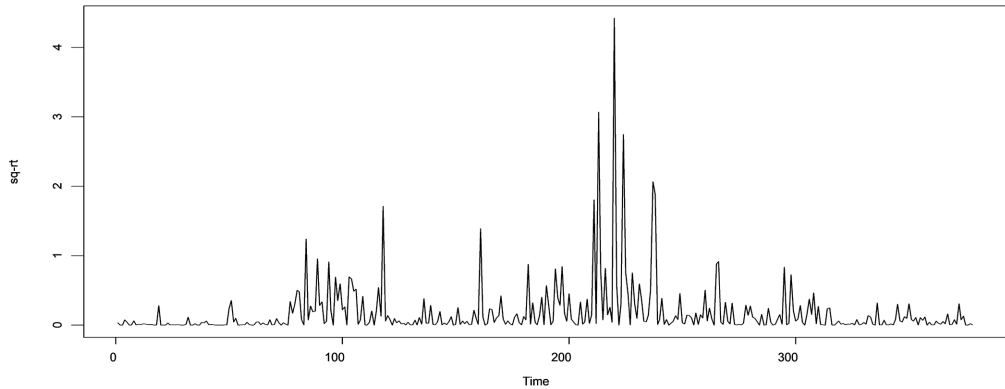


Figure 2. Squared series of the percentage changes in exchange rates
图 2. 汇率变化百分数的平方序列

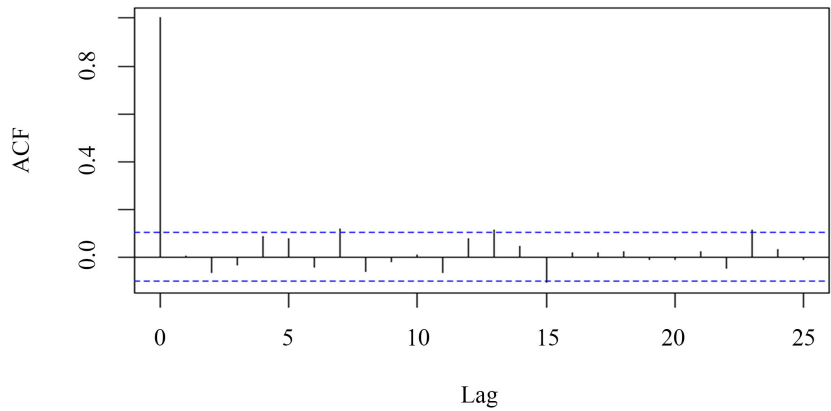


Figure 3. ACF plot of daily return series
图 3. 日收益率序列的 ACF 图

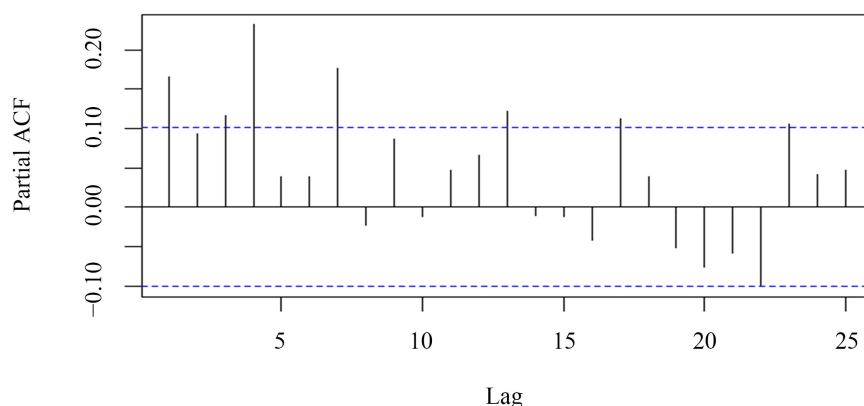


Figure 4. Partial ACF plot of daily return squared series

图 4. 日收益率平方序列的 PACF 图

图 2 是人民币汇率日收益率平方的时间序列图, 从 2022 年 1 月 3 日至 2022 年 6 月 30 日共 378 个数据。图形显示样本数据时间序列平稳中有大的波动。图 3 是收益率的样本 ACF 图, 显示序列没有相关性。图 4 是收益率平方的 PACF 图, 显示有大的 spikes, 表明收益率的平方是序列相关的, 有一定的 ARCH 效应。收益率 Ljung-Box $Q(m)$ 检验(表 3) P-value 都是大于 0.05, 显示序列是不存在显著的相关性, 所以可以直接用于 ARCH 效应的检验。Ljung-Box $Q^2(m)$ 和 LM 的 ARCH 效应检验统计量的 P-value 都接近于 0, 说明序列有很强的 ARCH 效应, 故可以建立 GARCH 模型。

Table 3. ARCH effect test of the RMB/USD daily return rate

表 3. 人民币美元汇率日收益率 ARCH 效应的检验

Orders	Ljung-Box Q-statistics $Q(m)$	Ljung-Box Q-statistics $Q^2(m)$	ARCH LM
5	7.028 (0.218)	57.138 (0.000)	26.945 (0.000)
10	14.53 (0.150)	99.719 (0.000)	69.027 (0.000)
20	29.15 (0.084)	166.84 (0.000)	82.28 (0.000)

3.2. 参数估计

Table 4. Parameter estimation of the model

表 4. 模型的参数估计

	GARCH(1, 1)	IGARCH(1, 1)	EGARCH(1, 1)	SIGNIFICANCE
Mean equation				
C	0.040 (0.020)	0.042 (0.008)	0.047 (0.012)	Y
Variance equation				
V	0.005 (0.026)	0.004 (0.075)	-0.264 (0.000)	Y
α	0.193 (0.000)	0.207 (0.002)	0.252 (0.000)	Y

Continued

β	0.789 (0.000)	0.793	0.962 (0.000)	Y
γ			0.277 (0.050)	Y

用四种模型对样本数据进行拟合。首先,拟合 GARCH-M 模型,均值方程和波动方程的系数在 5% 水平下都是显著的,注意到 ARCH 项系数与 GARCH 项系数估计值之和为 0.982 接近于 1,认为波动率受冲击影响持久,考虑建立 IGARCH 模型。拟合 IGARCH 模型,同样均值方程和波动率方程的系数在 5%水平下也都是显著的。考虑可能存在杠杆效应,最后拟合 EGARCH 模型,杠杆系数值为 0.277,并且 5%水平下是显著的,说明波动方程存在杠杆效应。三种模型的无论是均值方程系数还是波动方程系数在 5%水平下都是显著的(SIGNIFICANCE),说明模型都是充分和适当的。GARCH-M、IGARCH、EGARCH 三种模型的系数估计结果如表 4 所示。

极大似然值(LLF)和 AIC 是评价模型拟合程度最常用的二类指标。计算了三种模型的 LLF 及 AIC 值,以判断与比较模型的拟合程度。EGARCH 模型的 LLF 值最低,但 AIC 值最高。GARCH-M 与 IGARCH 的 LLF、AIC 差别很小。从综合指标来看,认为 IGARCH 模型应为最合适。三种模型的极大似然值(LLF)和 AIC 值如下所示(表 5)。

Table 5. Goodness of fit of models
表 5. 模型的拟合度

	GARCH(1, 1)	IGARCH	EGARCH(1, 1)
LLF	-157.562	-157.724	-167.266
AIC	0.854	0.850	0.916

对上述模型的标准化残差序列进行 Ljung-Box Q 检验与 ARCHLM 检验、NORMAL 检验。对标准化残差序列进行 Ljung-Box Q 检验,统计量的 P-value 都是大于 0.05,说明均无显著自相关性。对标准化残差平方序列进行 Ljung-Box Q 检验及 ARCHLM 检验, P-value 也都是大于 0.05,反映出 ARCH 效应已消除。各模型均能刻画收益率序列的 ARCH 效应,模型都是充分和适当的。JB 检验拒绝正态分布,反映收益分布的尖峰厚尾特性(表 6)。

Table 6. Residual analysis
表 6. 残差分析

	Ljung-Box Q-statistics	Ljung-Box Q-statistics	ARCH LM	NML TEST
	Q(10)	Q ² (10)	F	JB
GARCH	12.568 (0.248)	7.532 (0.480)	0.732 (0.693)	21.916 (0.000)
IGARCH	12.419 (0.257)	7.788 (0.454)	0.766 (0.660)	22.597 (0.000)
EGARCH	12.890 (0.229)	7.564 (0.477)	0.787 (0.646)	28.076 (0.000)

基于以上充分的三种模型和估计的系数,分别计算出 GARCH-M、IGARCH、EGARCH 模型样本内

数据的波动均方差的拟合值，并与真实值进行作图比较(图 5)，从图形上看，拟合较好。

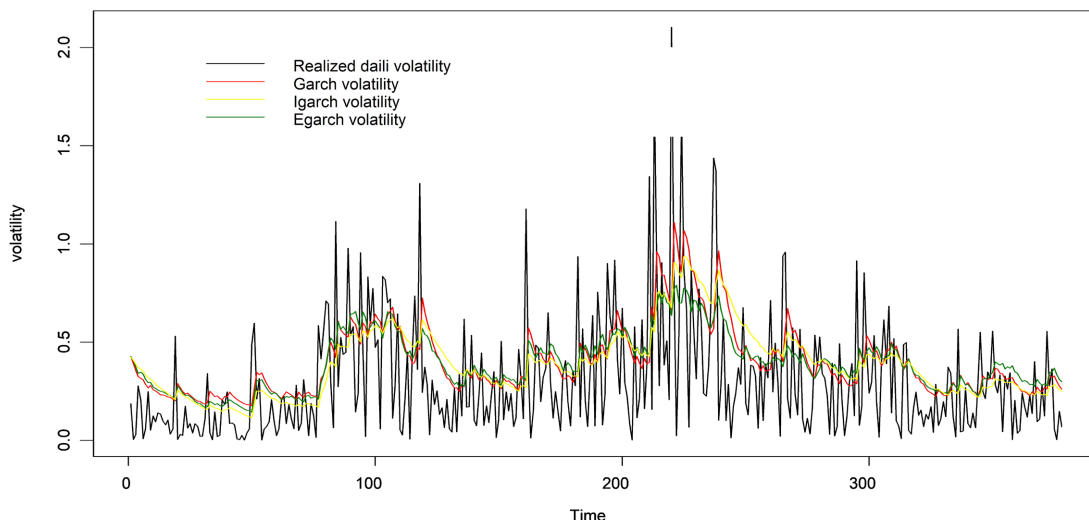


Figure 5. True value and estimated value of daily volatility within the sample (3 January, 2022~30 June, 2023)

图 5. 样本内日波动率真实值与估计值(2022 年 1 月 3 日~2023 年 6 月 30 日)

3.3. 模型预测能力评价

为准确评价上述模型的预测效果，按照预测误差最小原则，进行模型预测能力评价。样本外预测最常用的有四种方法：样本内回测(Back Testing)、样本外静态预测(Static Forecasting)、样本外滚动预测(Rolling Forecasting)、样本外迭代预测(Recursive Forecasting)。样本外滚动预测(Rolling Forecasting)，就是用样本内数据作为初始训练集，估计模型并向前预测下一个条件方差，对于样本外数据，以后每次将样本观测窗口向样本外移动一期、保持样本容量不变，重估模型并进一步预测，共重估和预测 15 次，得到样本外数据的条件方差预测值。本文采用这种方法，分别计算出 GARCH-M、IGARCH、EGARCH 模型样本外数据 2023 年 7 月 3 日至 2023 年 7 月 21 日数据共 15 个波动均方差的预测值，与真实值进行作图比较(图 6 蓝色虚线右)。

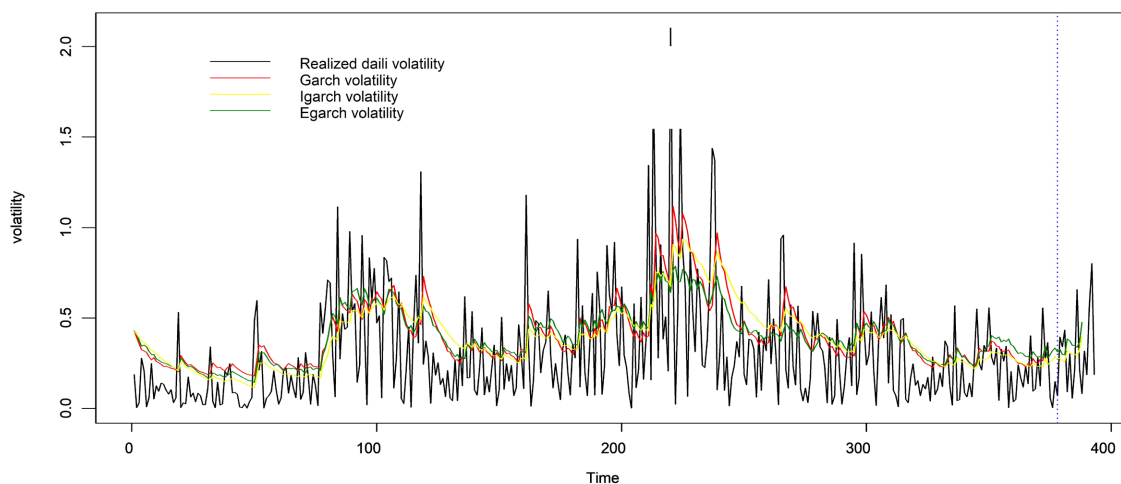


Figure 6. True value and predicted value of daily volatility within the sample (3 July, 2023~21 July, 2023)

图 6. 样本内日波动率真实值与预测值(2023 年 7 月 3 日~2023 年 7 月 21 日)

为做出准确判断，使用平均绝对误差 MAD、均方根误差 RMSE、平均绝对百分比误差 MAPE 等三项指标作为预测能力评价指标，越小表明预测值与观测值之间的差异越小，预测精度越高。

Table 7. Statistical error results of out-of-sample data (3 July, 2023~21 July, 2023)
表 7. 样本外数据统计误差结果(2023 年 7 月 3 日~2023 年 7 月 21 日)

方程	平均绝对误差	排序	均方根误差	排序	平均绝对百分比误差	排序
GARCH	0.409	2	1.161	2	0.246	2
IGARCH	0.387	1	0.992	1	0.208	1
EGARCH	0.416	3	1.179	3	0.236	3

从指标来看，无论是平均绝对误差 MAD、均方根误差 RMSE，还是平均绝对百分比误差 MAPE，IGARCH 模型都取得了最优的预测效果(表 7)，另外 IGARCH 模型 AIC 值在三种模型中也是最低的。IGARCH 模型是数据拟合模型最优的，反映了人民币离岸价格收益波动率受冲击影响持久。

4. 结论

首先，从模型的合适性与充分性上看，三类模型的系数都是高度显著的，EGARCH 的杠杆系数也是显著的，残值都无自相关与 ARCH 效应，即三类模型都是合适与充分的。

其次，样本外滚动预测，IGARCH 模型即 EWMA，AIC 值最小与 LLF 值也比较好，样本外预测准确度指标 MAD、RMSE、MAPE 是最好的。IGARCH 模型取得了最优的预测效果。主要是由于 IGARCH 模型实质为 EWMA 模型，能更好地刻画波动冲击的持续与衰减特性。

最后，此三类波动率模型都只适合短期预测，预测的期数时间越长，越不够准确，即随着时间的增长，预测能力下降，在应用波动率模型时应加以注意。

参考文献

[1] Engle, R.F. (1982) Autoregressive Conditional Heteroscedasticity with Estimates of the Variance of UK Inflation. *Econometrica*, **50**, 987-1008. <https://doi.org/10.2307/1912773>

[2] Bollerslev, T. (1986) Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity. *Journal of Econometrics*, **31**, 307-327. [https://doi.org/10.1016/0304-4076\(86\)90063-1](https://doi.org/10.1016/0304-4076(86)90063-1)

[3] Engle, R.F. and Bollerslev, T. (1986) Modelling the Persistence of Conditional Variances. *Econometric Reviews*, **5**, 1-50. <https://doi.org/10.1080/07474938608800095>

[4] Nelson, D.B. (1991) Conditional Heteroscedasticity in Asset Returns: A New Approach. *Econometrica*, **59**, 347-70. <https://doi.org/10.2307/2938260>

[5] Glosten, L.R., Jagannathan, R. and Runkle, D.E. (1993) On the Relation between the Expected Value and the Volatility of Nominal Excess Return on Stocks. *The Journal of Finance*, **48**, 1779-1801. <https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.1993.tb05128.x>

[6] 张胜杰. 基于样本外预测的 GARCH 族模型评价研究[J]. 经济研究导刊, 2020(36): 58-61+67.