

Volatility Analysis of Shenzhen and Shanghai Stock Markets—Based on GARCH and SV Models

Hanqi Qin

Jiangxi University of Finance and Economics, Nanchang Jiangxi
Email: qinhanqi222@163.com

Received: Aug. 2nd, 2019; accepted: Aug. 16th, 2019; published: Aug. 23rd, 2019

Abstract

This paper selects the closing prices of Shanghai Composite Index and Shenzhen Composite Index from January 2016 to May 2019 as the original data, calculates the return rates of the two indexes, and analyzes the fluctuation of the stock return rates in the two cities. Through the establishment of GARCH model and SV model, the results show that GARCH model and SV model can well describe and fit the fluctuation of the return rate in China's stock market, and through EGARCH test, it is found that the return rate has leverage effect. Therefore, some suggestions are put forward to stabilize the fluctuation intensity of the stock market and reduce the risk of the stock market.

Keywords

Volatility of the Rate of Return, GARCH Model, SV Model

深沪股市的波动率分析 ——基于GARCH和SV模型

秦涵祺

江西财经大学, 江西 南昌
Email: qinhanqi222@163.com

收稿日期: 2019年8月2日; 录用日期: 2019年8月16日; 发布日期: 2019年8月23日

摘要

本文选取2016年1月至2019年5月上证综指和深证综指日股收盘价作为原始数据, 计算出两者收益率,

分析了两市股票收益率的波动情况,通过建立GARCH模型以及SV模型,结果表明GARCH和SV模型均能较好地阐述和拟合我国股市的收益率的波动,并通过EGARCH检验发现收益率存在杠杆效应。从而对股市波动强度趋于平稳以及降低股市风险提出针对性建议。

关键词

收益率波动, GARCH模型, SV模型

Copyright © 2019 by author(s) and Hans Publishers Inc.

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

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



Open Access

1. 前言

2019年5月11日,证监会主席易会满出席中国上市公司协会2019年年会暨第二届理事会第七次会议并发表讲话中提到:近期A股面临着大幅波动的情况,股市有一定的震荡波动。资本市场是实体经济的“晴雨表”,最近一段时间以来中国股市出现了明显的波动和下滑,这是由诸多因素造成的。在我国金融体系中,由于市场形势瞬息万变,牵动着股市市场随之变化和发展。我国股票市场的波动强烈是有目共睹的,因此分析我国股市问题迫在眉睫,将如何采取最合适的手段和方法来进行有效地刻画股票市场的波动以及衡量它们的风险?

之前已有很多学者采用综合股指日收盘价的收益率数据通过不同的模型来分析波动情况。他们通常通过条件方差来描述金融市场的金融资产收益的波动情况。Engle (1982) [1]提出了ARCH模型,紧接着Bollerslev (1986) [2]建立在ARCH的模型基础上,提出了GARCH模型,同年Taylor [3]提出了随机波动模型(简称SV),正是由于金融数据具有尖峰厚尾性这个特征不适用于随机误差项服从正态分布,因此引入残差服从t分布这一假设与模型相结合进行实证分析和研究。

2. GARCH 模型

2.1. ARCH 模型

通常地,有回归模型 $y_t = x_t' \beta + \varepsilon_t$, 将 ε_t^2 视为收益或是收益残差,且服从AR(q)过程,假设 $\varepsilon_t = \sigma_t m_t$, 此外 $m_t \sim iidN(0,1)$, 关于 σ_t^2 建模为:

$$\varepsilon_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \cdots + \alpha_q \varepsilon_{t-q}^2 + \eta_t \quad (1)$$

其中 $t=1,2,\dots,\eta_t$ 独立同分布,并满足 $E(\eta_t) = 0$, $D(\eta_t) = \lambda^2$, 那么该模型被称为ARCH模型(自回归条件异方差模型)。简记ARCH模型。称序列 ε_t^2 服从q阶的ARCH过程,记作 $\varepsilon_t \sim ARCH(q)$ [4]。

2.2. GARCH 模型

GARCH与ARCH模型较为相似,是建立在ARCH模型的基础上,一种广义的表达,GARCH模型通常用于对回归或自回归模型的随机扰动项进行建模。若ARCH模型可以写成下面的形式:

$$h_t = \alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \cdots + \alpha_q \varepsilon_{t-q}^2 + \theta_1 h_{t-1} + \cdots + \theta_p h_{t-p} \quad (2)$$

$$h_t = \alpha_0 + \sum_{i=1}^q \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^p \theta_j h_{t-j} \quad (3)$$

则称序列服从GARCH(p,q)过程。一般地,GARCH(1,1)模型就能很好地描述大量的金融时间序列数据[5]。

3. SV-t 模型

在分析序列时, 金融市场收益率序列与正态分布相比, 通常表现出更大的峰度, 而且有更厚的尾部, 这就是尖峰厚尾现象。在 SV 模型的研究过程中, 通常假定扰动项服从不同的分布来适应不同情况下的研究。SV-t 模型, 即扰动项 ε_t^2 服从 t 分布的 SV 模型, 通过对 SV-N 模型的模型假设部分进行修改, 即可得到 SV-t 模型的一般形式即:

$$R_t = \varepsilon_t e^{\frac{h_t}{2}}, \varepsilon_t \sim \text{i.i.d } t(0, 1, \omega) \quad (4)$$

$$h_t = \mu + \varphi(h_{t-1} - \mu) + \gamma_t, \gamma_t \sim N(0, \sigma^2) \quad (5)$$

与 SV-N 模型一致, 其中 R_t 是第 t 日的收益, h_t 是第 t 日的对数波动。 h_t 服从一阶自回归过程, μ 为常数, φ 为对数波动的持续性参数, 用于刻画收益率当前波动对未来波动的影响, 如果 $|\varphi| < 1$, 那么 SV-t 模型的协方差是平稳的。SV-t 模型中的随机扰动项 ε_t 服从自由度为 ω 的 t 分布, ε_t 和 γ_t 不相关。

4. 实证分析

4.1. 数据的选择和处理

本文以上证综指和深证指数 2016 年 1 月至 2019 年 5 月的日股收盘价为基础, 剔除了两市由于节假日以及不同的交易日等原因产生的无法匹配重合的数据后, 得到 832 组数据, 所有数据均来源于同花顺 IFIND 数据库。为了保证数据的平稳性, 对上海证券综合指数的日收盘价(H)和深圳证券综合指数的日收盘价(Z)取对数为 LH 和 LZ, 而后差分得到两市收益序列[6]:

$$R_{h,t} = \ln h_t - \ln h_{t-1} = \ln \left(\frac{h_t}{h_{t-1}} \right) \quad (6)$$

$$R_{z,t} = \ln z_t - \ln z_{t-1} = \ln \left(\frac{z_t}{z_{t-1}} \right) \quad (7)$$

用 R 软件做出两市收益序列图:

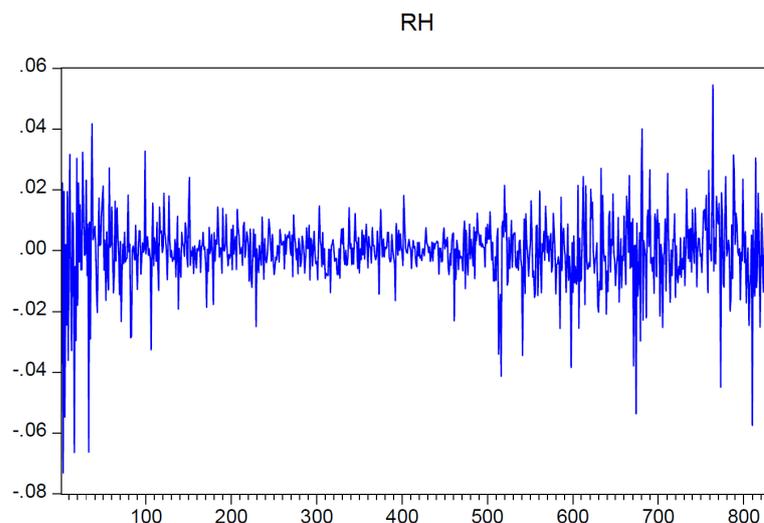


Figure 1. Return sequence diagram of Shanghai composite index

图 1. 上证综指收益率序列图

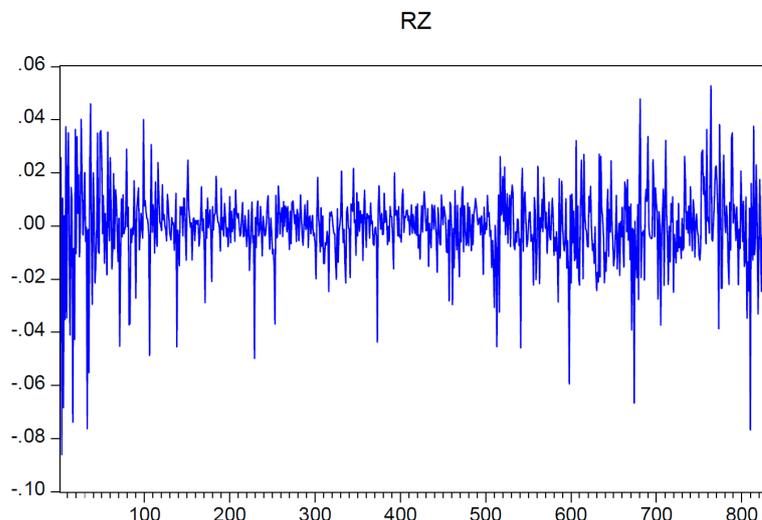


Figure 2. Shenzhen composite index return sequence chart
图 2. 深圳综指收益率序列图

图 1、图 2 为上证综指和深证综指的收益率波动图，两市波动趋势大体一致，且具有明显的波动聚集现象，例如在一头一尾的时间段内收益率的波动较大，而在中间从第 170 个观测值到第 450 个观测值这个时间段之内波动较小。

4.2. 数据描述性分析

数据描述见表 1，图 3、图 4 为两市收益率的柱形统计图，由图 3、图 4 可知，上证综指日股收益率序列的均值(Mean)为 -0.000170 ，标准差(Std.Dev)为 0.011753 ，偏度(Skewness)为 -1.024718 ，值为负数，这说明序列分布有长的左拖尾。峰度(Kurtosis)为 9.811363 ，由于正态分布的峰值为 3 ，因此远远大于其值。峰度值的比较表明该收益率序列具有尖峰厚尾的特征。JB 统计量为 1753.955 ，p 值为 0 ，拒绝原假设，即对服从正态分布的假设。同理对于深圳综指收益率，该收益率序列的平均值为 -0.0004 ，标准差为 0.0152 ，偏度为 -0.9784 ，负值代表有长的左拖尾。峰度为 7.9587 ，远远高于正太分布的峰值 3 ，故说明该收益序列也有着尖峰厚尾的特征。

4.3. 考察序列的平稳性

本文采用 ADF 单位根检验两收益率序列的平稳性，得到如表 2 结果。

Table 1. Statistical table of data description

表 1. 数据描述统计表

	最大值	最小值	均值	标准差	偏度	峰度	JB 统计量
上证	0.0545	-0.0731	-0.0002	0.0118	-1.0247	9.8114	1753.95
深证	0.0528	-0.0860	-0.0004	0.0152	-0.978399	7.9587	985.1581

Table 2. ADF unit root inspection results

表 2. ADF 单位根检验结果表

变量	ADF 统计量	临界值			P 值	实验结果
		1%	5%	10%		
RSH	-31.53745	-3.437995	-2.864804	-2.568562	0.0000	平稳
RSZ	-30.17459	-3.437995	-2.864804	-2.568562	0.0000	平稳

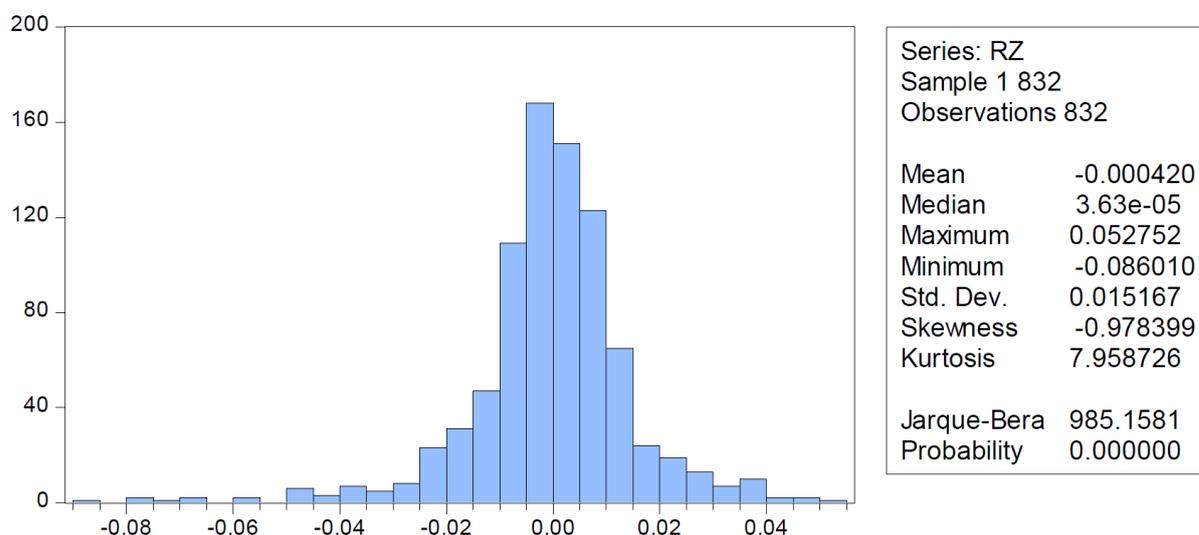


Figure 3. Descriptive chart of shanghai composite index return rate

图 3. 上证综指收益率描述性统计图

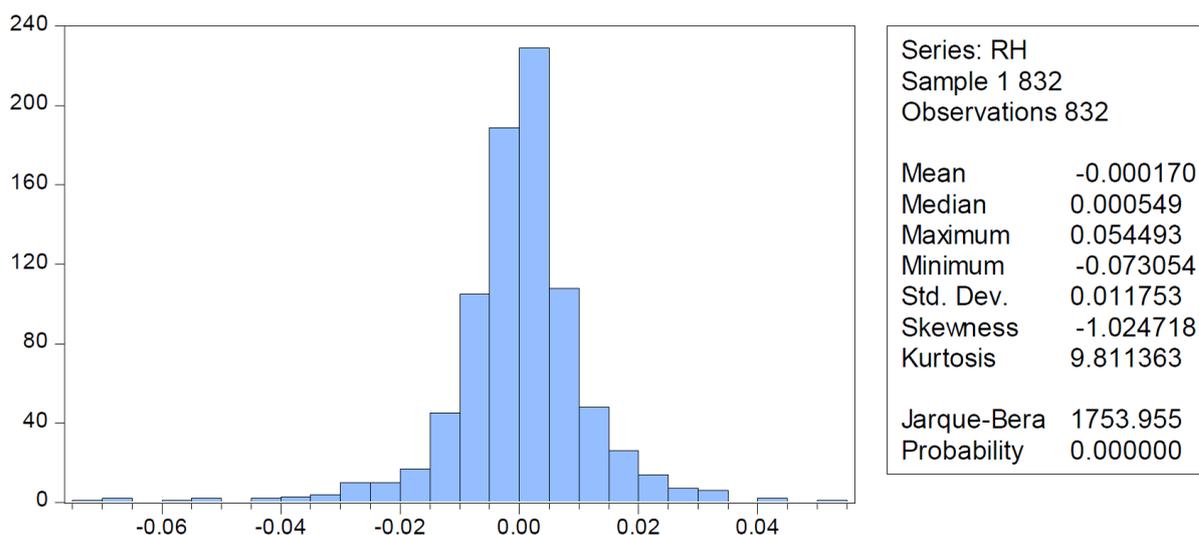


Figure 4. Descriptive statistic of the Shenzhen Composite Index's yield

图 4. 深证综指收益率描述性统计图

根据单位根检验的结果，t 统计量的值分别为-31.53745 和-30.17459，均大于 0.01、0.05、0.1 三个水平上的他统计量，对应 p 值均都接近 0，故表明序列十分平稳[7]。

4.4. 序列的 ARCH-LM 效应检验

序列是否存在 ARCH 效应，最常用的方法是拉格朗日乘法，即 LM 检验。通过 Eviews8.0 进行检验，得到的两种检验结果如表 3：

Table 3. ARCH effect test results

表 3. ARCH 效应检验结果

F统计量	2.559382	P值	0.0261
LM统计量	12.70836	P值	0.0263

在第一行的 F 统计量在有限样本下不是精确分布，只能作为参考；第二行是统计量值以及检验的相伴概率。在上表中， χ^2 检验的相伴概率 p 值为 0.0263，小于显著性水平 0.05，拒绝原假设，序列存在 ARCH 效应[8]。

4.5. 序列的自相关以及偏自相关检验

从图 5 中可以看出，序列的自相关和偏自相关系数均落入两倍的估计标准差内，且 Q-Stat 所对应的 p 值均大于置信度 0.05，故序列在 5% 的显著水平上不存在显著的自相关性。而由图 6 可以看出，两个收益序列是呈现尖峰厚尾以及服从非正态分布的特征。

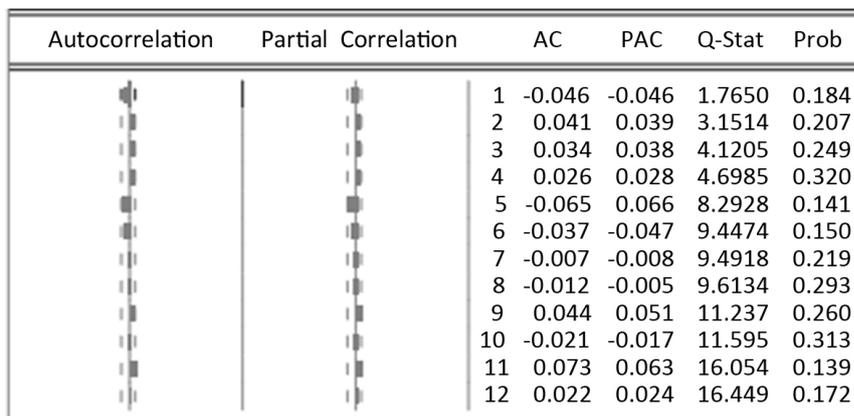


Figure 5. Correlation test result chart

图 5. 相关性检验结果图

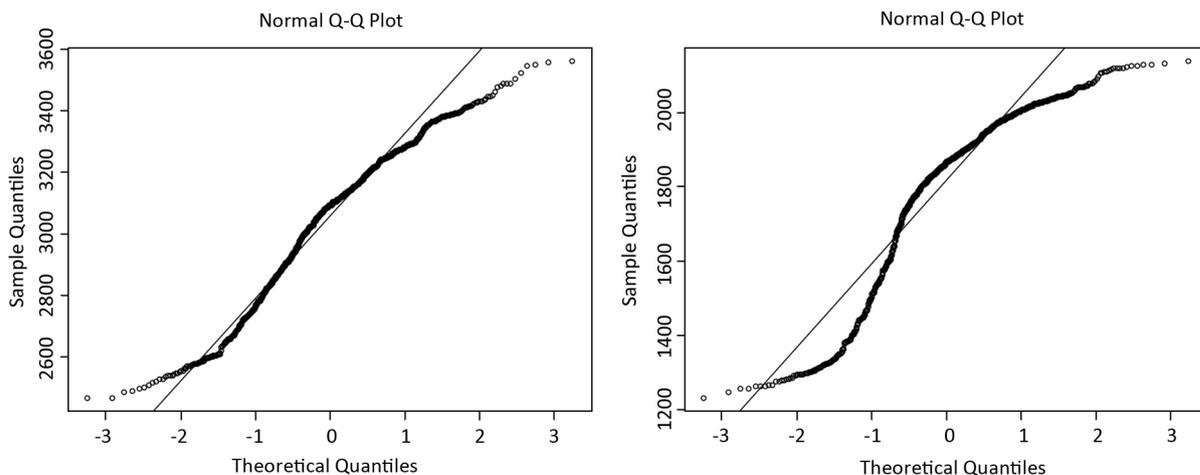


Figure 6. QQ chart of return rate of shanghai composite index and Shenzhen composite index

图 6. 上证综指和深证综指收益率 QQ 图

4.6. GARCH 模型实证

最为常用的 GARCH 模型有三种，分别是 GARCH(1,1)，GARCH(1,2)，GARCH(2,1)。三种模式的检验结果如表 4。

基于以上三个模型的比较，GARCH(1,1)所有的系数都通过检验，效果较好。接下来使用 EGARCH 模型进行深证收益率序列参数估计，结果如表 5 所示。

Table 4. Comparison of test results of three models
表 4. 三种模型检验结果比较表

RSH	变量	系数	标准误差	Z统计量	P值
$GARCH = C(1) + C(2) * RESID(-1)^2 + C(3) * GARCH(-1)$					
GARCH(1,1)	C	8.65E-07	2.12E-07	4.073580	0.0000
	RESID(-1) ²	0.058969	0.007484	7.879622	0.0000
	GARCH(-1)	0.932825	0.007136	130.7214	0.0000
$GARCH = C(1) + C(2) * RESID(-1)^2 + C(3) * GARCH(-1) + C(4) * GARCH(-2)$					
GARCH(1,2)	C	1.85E-06	3.74E-07	4.953631	0.0000
	RESID(-1) ²	0.099754	0.012875	7.747851	0.0000
	GARCH(-1)	0.002631	0.014534	0.181008	0.8564
	GARCH(-2)	0.877985	0.021178	41.45796	0.0000
$GARCH = C(1) + C(2) * RESID(-1)^2 + C(3) * RESID(-2)^2 + C(4) * GARCH(-1)$					
GARCH(2,1)	C	9.07E-07	2.27E-07	3.993215	0.0001
	RESID(-1) ²	0.043196	0.024773	1.743666	0.0812
	RESID(-2) ²	0.017550	0.027121	0.647094	0.5176
	C	9.07E-07	2.27E-07	3.993215	0.0001

Table 5. Parameter estimation of Shenzhen composite index return series
表 5. 深证综指收益率序列参数估计表

变量	系数	标准误差	Z 统计量	P 值
C(1)	-0.155024	0.023034	-6.730314	0.0000
C(2)	0.068332	0.009764	6.998252	0.0000
C(3)	-0.028527	0.007489	-3.808975	0.0001
C(4)	0.988062	0.002294	430.7024	0.0000

模型的参数均显著，说明序列具有杠杆性，可以进一步加入“ARCH-M”，来检验 EGARCH 模型，检验结果如表 6：

Table 6. ARCH-M test results of Shenzhen composite index return sequence
表 6. 深证综指收益率序列 ARCH-M 检验结果表

变量	系数	标准误差	Z 统计量	P 值
C(1)	-0.155024	0.023034	-6.730314	0.0000
C(2)	0.068332	0.009764	6.998252	0.0000
C(3)	-0.028527	0.007489	-3.808975	0.0001
C(4)	0.988062	0.002294	430.7024	0.0000

由结果可知，系数不显著，说明不存在 ARCH-M 过程。而后取不同滞后阶数对模型做出验证，验证结果如表 7 所示。

Table 7. Table of estimated results for different orders of Shenzhen composite index return series
表 7. 深证综指收益率序列不同阶数情况下的估计结果表

滞后阶数	F 统计量	P 值
1 阶	0.351946	0.5532
4 阶	0.670498	0.6126
8 阶	0.393645	0.9243
12 阶	0.371587	0.9733

在各种 lag 值情形下, F 统计量均不显著, 说明模型已经不存在 ARCH 效应。由于前文提到, 收益率的描述统计中发现统计的正态分布检验没有通过, 可以试图做残差服从 t 分布的 Eviews 建模。结果如表 8 所示, 结果 p 值结果表明均通过检验。

Table 8. Parameter estimation of Shenzhen composite index return series
表 8. 深证综指收益率序列参数估计表

变量	系数	标准误差	Z 统计量	P 值
C(2)	-0.205070	0.059136	-3.467765	0.0005
C(3)	0.110611	0.031688	3.490595	0.0005
C(4)	-0.057766	0.020343	-2.839607	0.0045
C(5)	0.985887	0.005910	166.8066	0.0000

4.7. SV 模型实证

对于 SV-t 模型, 为保证其收敛性, 采用以不同初始值的两条马尔可夫链进行迭代, 并设置其退火期为 40,000, 即先对每个参数进行 40,000 次迭代, 将退火期舍弃掉再进行 40,000 次迭代, 则可以得到参数的模拟结果以及运算时间。对于 SV-t 模型, 其需要估计的参数为: $\mu, \varphi, \tau, \omega$, 参照国外学者的设定, 其中设定 $\varphi = 2\varphi_1 - 1$, 那么各参数的先验分布为:

$$\begin{aligned}\mu &\sim N(0, 100) \\ \varphi_1 &\sim Beta(20, 1.5) \\ \tau &\sim Gamma(2.5, 0.025) \\ \omega &\sim \chi^2(8)\end{aligned}$$

实证结果如图 7、表 9 所示。

Table 9. Estimation results of parameters of MCMC algorithm in SV-T model
表 9. SV-T 模型 MCMC 算法各参数估计结果

参数	均值	中位数	标准差	MC 误差	2.5 分位数	97.5 分位数
μ	-7.63	-7.637	0.4741	0.01734	-8.561	-6.676
ω	6.446	6.179	1.548	0.0575	4.194	10.18
φ	0.9977	0.9981	0.0016	3.117E-5	0.9939	0.9988
τ	0.1114	0.1097	0.0208	8.754E-4	0.07389	0.1563

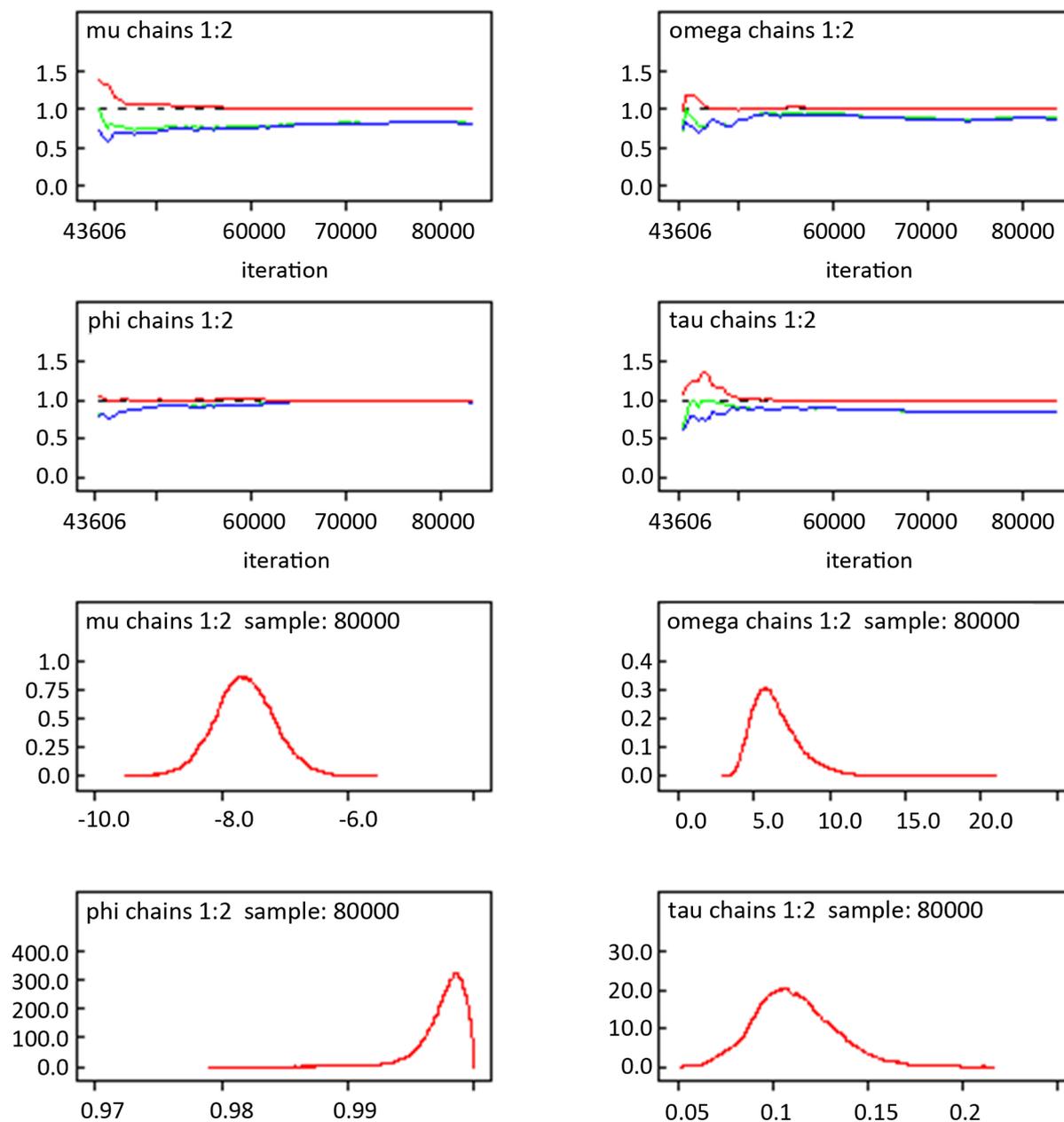


Figure 7. bgr results of MCMC algorithm in SV-T model
图 7. SV-T 模型 MCMC 算法 bgr 结果图

由通过 winbugs 软件得出结果可知, ϕ 的绝对值小于 1, 再次印证了上文通过 GARCH 模型收益率中存在着异方差这一结果。

5. 结论与建议

5.1. 主要结论

收益率序列存在着异方差性。改深证综指收益率有“尖峰厚尾”和波动聚集现象, 不服从正态分布。风险对收益率的影响不够显著[9]。

指数收益率中存在杠杆性。投资者对该指数收益率下跌的反映往往高于相同程度收益上涨的反映,

即收益率的下跌更容易出现强烈波动，对市场的冲击影响也更强[10]。

5.2. 主要建议

1) 信息披露等相关制度的健全要不断加强

要使得证券市场变得更加成熟，健全信息披露就变为重中之重。前文也提到了，由于证券市场受很多非理性因素影响存在比较明显的波动聚集的现象。市场不稳且具有不测变数，及时性有效性的信息披露必不可少。如果证券市场的一些基础相关信息能够得到及时的披露并且完整的更新，则能够让大家更好地实时了解当前证券市场运行状态，同时还可以充分发挥市场的功能。

2) 加强市场化建设，减少政府干预

在我国，政府较擅长于用“第三只手”对市场进行宏观调控，然而就是因为“第三只手”的存在，由于外界干预而导致市场内部运行的平衡得到了破坏。因此证券市场的波动性原因以及市场上的供需关系多加许多外在影响因素——政府干预。因此，若相关政府只是起到监管证券市场的合法性，为证券交易搭建一个稳定安全且平台，营造一个公平宏正的交易环境，而不是过多干预，那么就能避免产生额外的风险。

3) 加强对投资者的教育

越来越多的证券投资者都偏向于散户，并非具有全面而又扎实的理论基础，缺乏相关金融的知识导致他们可能盲目跟风，将目光专注于短操作，从而也放大了证券市场的金融风险，也容易造成金融市场的动乱。因此，投资者应该学习相关金融知识，树立正确的投资理念，培养善于洞察长期市场的能力，从而使得投资变得更加理性。

4) 加强证券市场法制建设

目前，我国的证券市场法治建设相关制度还不够完全，存在着很多的缺陷，例如存在运用不法手段幕后操纵、恶性竞争、非公平交易的交易等等，扰乱市场秩序，造成了严重的负面影响，助长了不良风气。因此要不断加强市场的法制化建设，规范交易行为迫在眉睫。

参考文献

- [1] Engle, R.F. (1982) Autoregressive Conditional Heteroscedasticity with Estimates of the Variance of the United Kingdom Inflation. *Econometrica*, **50**, 987-1007. <https://doi.org/10.2307/1912773>
- [2] Bollersleve, T. (1986) Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity. *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] Taylor, S.J. (1986) *Modelling Financial Time Series*. John Wiley & Sons, Hoboken, NJ.
- [4] 王悦. 基于 GARCH 模型的上证指数收益率波动性分析[J]. 纳税, 2018(5): 197.
- [5] 宋华, 张锋. 深证综合指数收益率波动实证分析[J]. 吉林工商学院学报, 2018, 34(2): 70-74.
- [6] 张鹤鸣. 上证指数收益率波动的实证分析[J]. 广西质量监督导报, 2019(2): 154-156.
- [7] 王春峰, 姚守宇, 房振明. 收益率厚尾分布, 特质性波动与股票价格行为[J]. 系统工程, 2017, 35(12): 1-14.
- [8] 谭璇. 基于 GARCH 模型族的中国股市波动率检测[J]. 武陵学刊, 2018, 43(6): 31-37.
- [9] 王黎明. 应用时间序列分析[M]. 上海: 复旦大学出版社, 2009.
- [10] 武倩雯. 上证指数收益率波动的实证分析: 基于 ARCH 族模型[J]. 区域金融研究, 2014(4): 42-48.

知网检索的两种方式：

1. 打开知网首页：<http://cnki.net/>，点击页面中“外文资源总库 CNKI SCHOLAR”，跳转至：<http://scholar.cnki.net/new>，搜索框内直接输入文章标题，即可查询；
或点击“高级检索”，下拉列表框选择：[ISSN]，输入期刊 ISSN：2169-2556，即可查询。
2. 通过知网首页 <http://cnki.net/>顶部“旧版入口”进入知网旧版：<http://www.cnki.net/old/>，左侧选择“国际文献总库”进入，搜索框直接输入文章标题，即可查询。

投稿请点击：<http://www.hanspub.org/Submission.aspx>

期刊邮箱：ass@hanspub.org