

基于GARCH类模型对比分析中美两国科技企业股票数据的实证分析

李彪

华南农业大学数学与信息学院, 广东 广州

收稿日期: 2023年3月13日; 录用日期: 2023年4月3日; 发布日期: 2023年4月18日

摘要

中美斗争的加剧, 致使人们开始全面审视美国和中国这两个世界最大经济体在技术上的对抗。科技公司在股票市场上的波动不仅代表其科技实力, 而且也能反映出所在国家对科技发展的支持力度。本文分别分析了中美两国各具有代表的两家上市科技公司, 用GARCH族模型分别拟合四只股票的收益率序列。研究发现, 中国的科技公司股票收益率序列的波动性要高于美国, 且基于t分布的EGARCH模型能够较好地拟合属于中国的科技公司股票, 而基于正态分布的TGARCH模型更适用于拟合属于中国的科技公司股票。结果表明, GARCH族模型对科技类股票波动率建模具有较好的拟合效果, 且基于中美科技股票的对比分析, 为中美在科技方面对比提供了例证。

关键词

GARCH类模型, 科技公司, 波动率, 中美对比

Comparative Analysis of Stock Data of Technology Enterprises in China and the United States Based on GARCH Model

Biao Li

College of Mathematics and Information, South China Agricultural University, Guangzhou Guangdong

Received: Mar. 13th, 2023; accepted: Apr. 3rd, 2023; published: Apr. 18th, 2023

Abstract

The intensification of the Sino-US conflict has led to a comprehensive review of the technological

confrontation between the United States and China, the two largest economies in the world. The fluctuations of technology companies in the stock market not only represent their technological strength, but also reflect the support of their countries for technological development. This paper analyzes two listed technology companies in China and the United States, and uses the GARCH type models to fit the return series of four stocks. The study found that the volatility of the stock return series of Chinese technology companies is higher than that of the United States, and the EGARCH model based on t distribution can better fit the stocks of Chinese technology companies, while the TGARCH model based on normal distribution is more suitable for fitting the stocks of Chinese technology companies. The results show that the GARCH type models have good fitting effect on the volatility modeling of technology stocks, and based on the comparative analysis of technology stocks between China and the United States, it provides an example for the comparison of technology between China and the United States.

Keywords

GARCH Type Models, Technology Companies, Volatility, Sino-US Comparison

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

过去三四十年中,中国经济依托人口优势,向发达经济体发起赶超。而以欧美为代表的发达国家已经经历了超过百年的工业化历程。学者刘泽浩认为在当前市场动荡情况下,相比于受疫情直接冲击的零售、工业、能源和航空旅游等行业企业,投资者依然更加相信过去几年一直强势的科技股,并且相信这些科技企业也将影响着后疫情时代人类社会的发展方向[1]。中美在金融市场上的差距体现在很多方面,在产业结构上,美国的服务业及高科技产业在经济总量中已经占比很高。而中国经济经过四十年的飞速发展,传统制造业已经实现了超越,但在高科技和服务业等领域仍处于追赶状态。在股票市场中,A股市场中个人投资者较多,市场非理性程度较高,也造成了A股市场长期的高波动、高换手的现象。更剧烈的短期波动、更大的投机氛围会造成投资者更关注股价短期波动,而降低对估值等中长期指标的关注。而美国作为发达国家,市场起步早,金融监管体系较为完善,市场相对有序。而且与我国股票市场不同的是,国外市场虽然没有涨跌停,但市场自我纠错和调节的能力很强,长期来看比较稳定。而国内市场虽然有涨跌停的限制,但波动性却非常大,容易暴涨暴跌。其次,发达国家的投资工具相对丰富齐全,而国内尚处于金融初级阶段,投资工具还在不断的补充和完善过程中。

GARCH模型在对股票波动性分析方面一直受到众多学者青睐。邹娜和张伟运用GARCH类模型对股票市场波动性的集群现象进行了分析,并选取出了最优模型[2];在对中国市场股票波动率模拟方面,周林利用实际波动率衡量标准和损失函数评价指标对GARCH类模型的波动率进行模拟并对中国市场的预测效果进行了实证研究,得出了在模拟期EGARCH模型的模拟效果相对最优的结论[3];康建林等人应用GARCH模型对我国股票波动率进行应用预测分析得出了较好结果[4];孙丽丽选取美的集团股票日收盘价作为研究对象,构建GARCH、SAARCH、APARCH模型对美的集团股价波动性进行分析发现SAARCH模型能较好地反映美的集团股价波动的集聚性[5];刘国旗应用非线性GARCH模型预测中国股市波动,得出QGARCH模型对中国股市的波动性具有较好的预测能力[6]。

GARCH 模型给出了对波动性进行描述的方法, 为大量的金融序列提供了有效的分析方法, 是迄今为止最为常用、最为便捷的异方差序列拟合模型。同时, 为了拓宽 GARCH 模型的使用范围, 提高 GARCH 模型的拟合精度, 许多统计学家从不同的角度, 构造出很多 GARCH 模型的衍生模型。

2. 模型及分布类型介绍

2.1. 模型介绍

GARCH 模型[7]

一个完整的 GARCH(p,q)模型的结构如下:

$$\begin{cases} x_t = f(t, x_{t-1}, x_{t-2}, \dots) + \varepsilon_t \\ \varepsilon_t = \sigma_t e_t \\ \sigma_t^2 = \lambda_0 + \sum_{j=1}^p \eta_j \sigma_{t-j}^2 + \sum_{i=1}^q \lambda_i \varepsilon_{t-i}^2 \end{cases},$$

且满足: $0 \leq \lambda_i < 1, i=1, 2, \dots, q$ 、 $0 \leq \eta_j < 1, j=1, 2, \dots, p$ 、 $0 \leq \sum_{j=1}^p \eta_j + \sum_{j=1}^q \lambda_j < 1$ 。

EGARCH 模型[7]

为了拓宽 GARCH 模型的使用范围, 提高 GARCH 模型的拟合度, 统计学家从不同的角度出发, 构造了很多 GARCH 模型的衍生模型。Nelson 在 1991 年提出了指数 GARCH 模型, 即 EGARCH 模型, 模型结构如下:

$$\begin{cases} x_t = f(t, x_{t-1}, x_{t-2}, \dots) + \varepsilon_t \\ \varepsilon_t = \sigma_t e_t \\ \ln \sigma_t^2 = \omega + \sum_{i=1}^p \eta_i \ln \sigma_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^q \lambda_j g(e_{t-j}) \\ g(e_t) = \theta e_t + \gamma [e_t - E|e_t|] \end{cases}$$

EGARCH 模型的第一个改进是放松了对 GARCH 模型的参数非负约束, 表达式

$\omega + \sum_{i=1}^p \eta_i \ln \sigma_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^q \lambda_j g(e_{t-j})$ 中的参数不需要任何非负假定; 第二个改进是引入加权扰动函数 $g(e_t)$, 通过特殊的函数构造对正负扰动进行非对称处理。

GJR-GARCH 模型[8]

非对称 GARCH 模型, 即 GJR-GARCH (或称为 TGARCH)模型的提出, 同样解除了传统 GARCH 模型对其本身参数施加非负约束的限制, 是另外一个能够反应杠杆效应的波动率模型。GJR-GARCH(p,q)模型假设:

$$\begin{cases} x_t = f(t, x_{t-1}, x_{t-2}, \dots) + \varepsilon_t \\ \varepsilon_t = \sigma_t e_t \\ \sigma_t^2 = \omega + \sum_{i=1}^p (\alpha_i + \gamma_i I_{t-i}) \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^q \beta_j \sigma_{t-j}^2 \end{cases}$$

且满足如下限制条件: $\alpha_0 > 0, \alpha_i, \beta_i \geq 0, \alpha_i + \gamma_i \geq 0$, $\sum_{i=1}^p (\alpha_i + \gamma_i / 2) + \sum_{j=1}^q \beta_j < 1$ 。

2.2. 分布类型介绍

正态分布[9]

若随机变量 X 的密度函数为

$$f(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left\{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}\right\}, \quad x \in R$$

则称 X 服从正态分布, 记作 $X \sim N(\mu, \sigma^2)$ 。称 $\mu=0, \sigma=1$ 时的正态分布为标准正态分布。

t 分布[9]

设随机变量 X_1 与 X_2 独立且 $X_1 \sim N(0,1), X_2 \sim \chi^2(\nu)$, 则称 $Z = \frac{X_1}{\sqrt{X_2/\nu}}$ 的分布为自由度为 ν 的 t 分布,

记为 $Z \sim t(\nu)$, 其概率密度函数为:

$$t(x; \nu) = \frac{\Gamma\left(\frac{\nu+1}{2}\right)}{\sqrt{\pi\nu} \Gamma\left(\frac{\nu}{2}\right)} \left(1 + \frac{x^2}{\nu}\right)^{-\frac{\nu+1}{2}}, \quad x \in R$$

其中 ν 代表自由度。

偏态 t 分布(ST) [10]

通过调节 t 分布的尾部厚度来生成偏 t 分布。首先, 已知 t 分布的随机变量为: $Z = \frac{Z_0}{\sqrt{V}}$, 其中 $Z_0 \sim N(0,1)$ 和 $V \sim \frac{\chi^2_\nu}{\nu}$ 均为独立的随机变量。则通过修改 Z_0 , 使 $Z_0 \sim SN(0,1,\alpha)$, 即可得到偏态 t 分布下随机变量 Z 的密度函数为:

$$\begin{aligned} t(x; \alpha, \nu) &= \int_0^\infty 2\phi(x\sqrt{t})\Phi(\alpha x\sqrt{t})\sqrt{t}h(t) dt \\ &= \frac{2}{\Gamma\left(\frac{\nu}{2}\right)\sqrt{\pi\nu}} \left(1 + \frac{x^2}{\nu}\right)^{-\frac{\nu+1}{2}} \int_0^\infty e^{-u} u^{(\nu-1)/2} \Phi\left(\frac{\alpha x\sqrt{2u}}{\sqrt{x^2 + \nu}}\right) du \\ &= 2t(x; \nu) T\left(\alpha x\sqrt{\frac{\nu+1}{\nu+x^2}}; \nu+1\right), \end{aligned}$$

记作 $Z \sim ST(0,1,\alpha,\nu)$, 其中 $h(\cdot)$ 表示 V 的密度函数。若 $\alpha=0$, 则为一般的学生 t 分布; 若 $\nu \rightarrow \infty$, 则变为 $SN(0,1,\alpha)$ 的密度函数。

3. 实证分析

3.1. 数据的选择

本文选择纳斯达克证券交易所的苹果(AAPL)和特斯拉(TSLA)以及香港交易所的百度集团(9888)和腾讯控股(0700)共四支股票的交易数据。且采用对数收益率对收盘点位进行计算, 表达式为:

$$r_t = \ln\left(\frac{P_t}{P_{t-1}}\right).$$

通过观察四支股票的日收益序列的时序图(如图 1 所示), 我们发现均存在波动聚集现象。

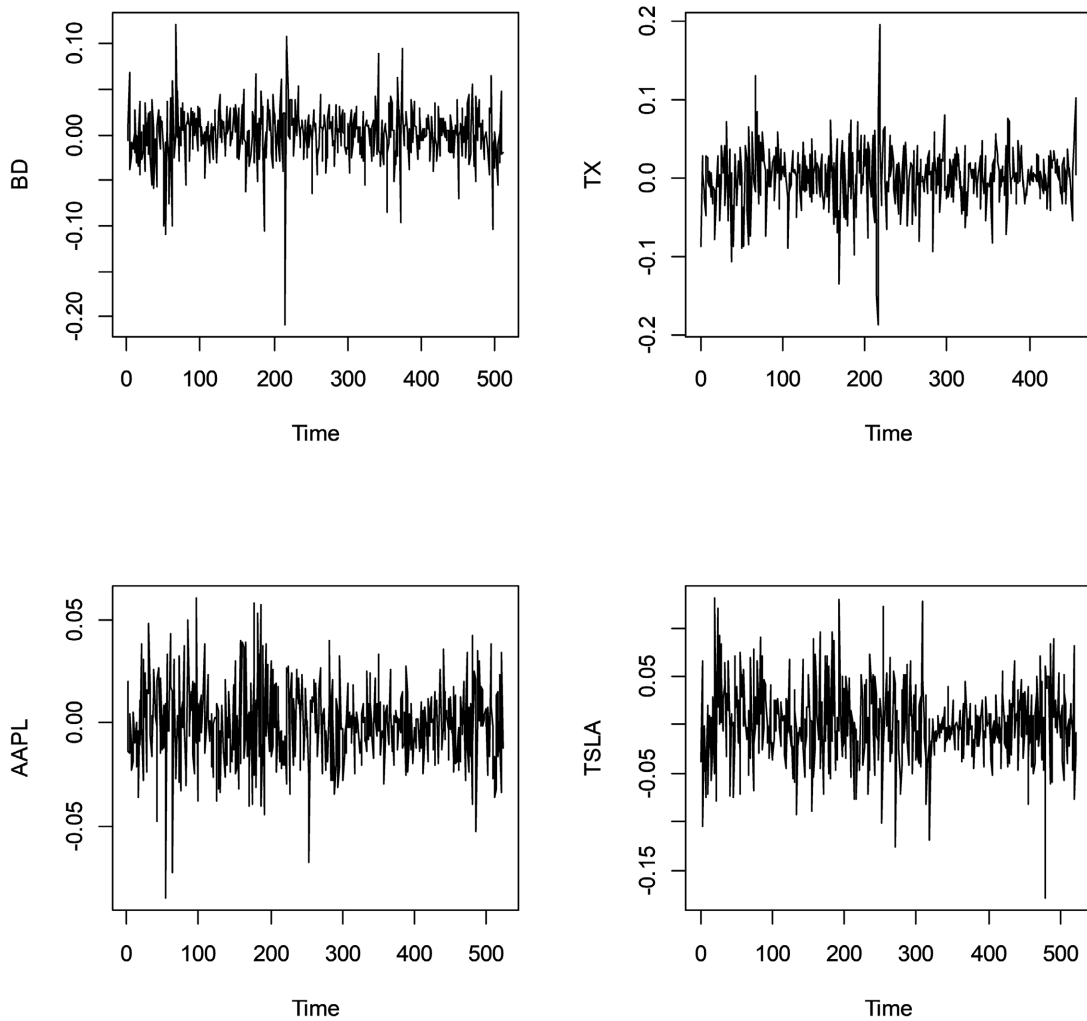


Figure 1. Diagram of daily return sequence of four stocks
图 1. 四支股票的日收益序列的时序图

紧接着，对四组收益序列进行基本统计分析，如下表 1 所示，收益序列 0700 的均值为 0.0007、中间值为 0.0030、偏度为 -0.7804，表现为左偏且为中等偏态分布类型；收益序列 9888 的均值为 0.0012、中间值为 0.0039、偏度为 -0.3386，表现为左偏；收益序列 AAPL 的均值为 -0.0002、中间值为 -0.0005、偏度为 -0.0449，左偏程度较低；收益序列 TSLA 的均值为 0.0007、中间值为 -0.0012、偏度为 0.0372，为轻微右偏。

Table 1. Basic statistical of four return series
表 1. 四组日收益率序列基本统计表

	min	1st Qu	median	mean	3rd Qu	max	sd	skewness	kurtosis
0700	-0.2082	-0.0150	0.0030	0.0007	0.0166	0.1213	0.02998	-0.7804	6.3038
9888	-0.1856	-0.0177	0.0039	0.0012	0.0224	0.1960	0.0376	-0.3386	3.436022
AAPL	-0.0852	-0.0127	-0.0005	-0.0002	0.0107	0.0605	0.0193	-0.0449	1.1280
TSLA	-0.1793	-0.0205	-0.0012	0.0007	0.0223	0.1306	0.0394	0.0372	1.4739

3.2. 数据的检验

对四组日收益序列进行正态性检验、自相关性检验、异方差性检验、平稳性检验见表 2。采用 Jarque-Bera 统计量作为正态性检验指标, 根据结果显示, 四组日收益序列的 Jarque-Bera 统计量分别为: 878.12、226.92、26.768、45.745, 且 p 值均接近 0, 所以拒绝服从正态分布的原假设, 表明这四组收益率序列均为非正态分布; 采用 Ljung-Box 统计量对收益序列的自相关性进行检验, 该统计量在无序列相关的零假设下, 服从自由度为 12 的 t 分布。根据检验结果可知, 四组序列收益率平方的 Ljung-Box 统计量分别为 19.033、14.864、8.8887、15.277, 且 p 值均接近 0, 故拒绝无自相关的零假设, 表明四组数据收益率的平方均存在自相关现象; 采用 LM 统计量检验各序列的异方差性, 表中 LM (12)指 ARCH 效应的拉格朗日乘数检验, 在没有 ARCH 效应的零假设下, 统计量服从自由度为 12 的 t 分布。结果显示, 各序列的 p 值均接近 0, 故拒绝无 ARCH 效应的零假设, 认为各序列存在 ARCH 效应; 为了避免序列的平稳性影响模型的拟合效果, 采用 ADF 检验来对各收益率序列进行单位根检验。检验结果显示, 各序列的 Dickey-Fuller 值分别为-7.8628、-8.3115、-7.6493、-6.6199, 且 p 值均小于 0.01, 故拒绝存在单位根的原假设, 认为各收益率序列是平稳的。

Table 2. Statistical table for testing each return series
表 2. 各收益率序列检验统计表

	Jarque-Bera	Ljung-Box	LM(12)	ADF
0700	878.12 (<0.0001)	19.033 (0.08774)	40.045 (<0.0001)	-7.8628 (<0.01)
9888	226.92 (<0.0001)	14.864 (0.02489)	81.961 (<0.0001)	-8.3115 (<0.01)
AAPL	26.768 (<0.0001)	8.8887 (0.07124)	40.866 (<0.0001)	-7.6493 (<0.01)
TSLA	45.745 (<0.0001)	15.277 (0.02266)	35.206 (0.00043)	-6.6199 (<0.01)

综合上述各检验统计量指标, 各收益率序列存在明显的尖峰厚尾效应, JB 检验同样否认了各收益率服从正态分布的假设, LM 检验表明收益率存在 ARCH 效应, 而 LB 检验表明收益率的平方存在自相关现象, 因此可以采用条件异方差模型来分析收益率序列的波动特性。

3.3. GARCH 族模型的建立

本文将分别基于正态分布、 t 分布、偏态 t 分布的 GARCH、EGARCH、TGARCH 来建模。EGARCH 是从 GARCH 衍生出的模型, 可用于解释“杠杆效应”, “杠杆效应”是指金融资产收益率的涨和跌对未来波动性的影响是不同的。TGARCH 模型即是在 GARCH 模型的基础上考虑到杠杆效应, 引入一个虚拟变量来表示正负冲击对金融资产收益率的影响。

下表中 μ 为收益率的均值, ω 为方差方程的常数项, α_1 为方差方程的 ARCH 项系数, β_1 为 GARCH 项系数, γ_1 反映杠杆效应的大小。参数 η 和 ν 为概率分布中的参数, 其中 ν 控制尖峰高度和尾部厚度, η 控制偏斜度。

Table 3. Comparison table of estimating results of various models fitting the return series 0700
表 3. 拟合收益率序列 0700 各模型的估计结果对比表

0700	GARCH			EGARCH			TGARCH		
	<i>N</i>	<i>T</i>	<i>ST</i>	<i>N</i>	<i>T</i>	<i>ST</i>	<i>N</i>	<i>T</i>	<i>ST</i>
μ	0.0005 (0.0011)	0.0017 (0.0011)	0.0006 (0.0012)	0.0000 (0.0004)	0.0013 (0.0009)	0.000027 (0.0011)	0.0002 (0.0012)	0.0015 (0.0011)	0.0002 (0.0012)
ω	0.0001 (0.0000)	0.0001 (0.0000)	0.0001 (0.0000)	-0.3665 (0.1614)	-0.2674 (0.0067)	-0.3081 (0.0099)	0.0001 (0.0000)	0.0001 (0.0000)	0.0001 (0.0000)
α_1	0.1494 (0.0377)	0.0858 (0.0363)	0.0923 (0.0361)	-0.0860 (0.0405)	-0.1277 (0.0324)	-0.1322 (0.0283)	0.0967 (0.0513)	0.0194 (0.0527)	0.0116 (0.0461)
β_1	0.7789 (0.0514)	0.8091 (0.0684)	0.8078 (0.0640)	0.9470 (0.0226)	0.9631 (0.0001)	0.9565 (0.0001)	0.7826 (0.0532)	0.8501 (0.0702)	0.8543 (0.0601)
γ_1	-	-	-	0.2001 (0.0623)	0.0383 (0.0092)	0.0747 (0.0182)	0.0835 (0.0677)	0.0800 (0.0565)	0.1054 (0.0568)
η	-	-	0.8691 (0.0506)	-	-	0.8540 (0.0515)	-	-	0.8528 (0.0509)
ν	-	4.7898 (0.9897)	5.0573 (1.1091)	-	4.7887 (0.9665)	5.0514 (1.1015)	-	4.8043 (0.9790)	5.0626 (1.1009)
LOG(L)	1096.4	1120.7	1123.5	1100.8	1124.7	1127.9	1097.2	1121.5	1125.0
AIC	-4.2757	-4.3668	-4.3739	-4.2887	-4.3786	-4.3872	-4.2747	-4.3660	-4.3756
BIC	-4.2425	-4.3254	-4.3242	-4.2473	-4.3288	-4.3292	-4.2332	-4.3163	-4.3176

Table 4. Comparison table of estimating results of various models fitting the return series 9888
表 4. 拟合收益率序列 9888 各模型的估计结果对比表

9888	GARCH			EGARCH			TGARCH		
	<i>N</i>	<i>T</i>	<i>ST</i>	<i>N</i>	<i>T</i>	<i>ST</i>	<i>N</i>	<i>T</i>	<i>ST</i>
μ	0.0007 (0.0015)	0.0020 (0.0014)	0.0007 (0.0015)	-0.000025 (0.0015)	0.0013 (0.0015)	-0.00005 (0.0015)	0.0003 (0.0015)	0.0018 (0.0015)	0.0003 (0.0015)
ω	0.0001 (0.0001)	0.0001 (0.0001)	0.0001 (0.0001)	-0.3266 (0.2159)	-0.3038 (0.1013)	-0.3010 (0.0918)	0.0001 (0.0001)	0.000047 (0.0000)	0.0001 (0.0001)
α_1	0.1525 (0.0435)	0.1462 (0.0704)	0.1572 (0.0518)	-0.0809 (0.0389)	-0.0792 (0.0441)	-0.0886 (0.0433)	0.0718 (0.0670)	0.000001 (0.0536)	0.0813 (0.0772)
β_1	0.7605 (0.0693)	0.7610 (0.0944)	0.7590 (0.0725)	0.9505 (0.0321)	0.9551 (0.0150)	0.9547 (0.0137)	0.8071 (0.0828)	0.9043 (0.0694)	0.8004 (0.0890)
γ_1	-	-	-	0.2052 (0.0636)	0.1795 (0.0664)	0.1909 (0.0643)	0.0952 (0.0661)	0.1088 (0.0403)	0.0929 (0.0754)
η	-	-	0.8041 (0.0528)	-	-	0.8055 (0.0530)	-	-	0.8011 (0.0527)
ν	-	7.2754 (2.0033)	8.2487 (3.0918)	-	7.9714 (2.9905)	8.4822 (3.3867)	-	7.0372 (2.2938)	8.1864 (3.0984)
LOG(L)	884.9	890.9	896.3	888.2	893.0	898.4	885.7	891.2	896.9
AIC	-3.8550	-3.8768	-3.8962	-3.8652	-3.8818	-3.9009	-3.8541	-3.8738	-3.8945
BIC	-3.8189	-3.8317	-3.8421	-3.8201	-3.8277	-3.8377	-3.8089	-3.8196	-3.8314

Table 5. Comparison table of estimating results of various models fitting the return series APPL
表 5. 拟合收益率序列 APPL 各模型的估计结果对比表

APPL	GARCH			EGARCH			TGARCH		
	<i>N</i>	<i>T</i>	<i>ST</i>	<i>N</i>	<i>T</i>	<i>ST</i>	<i>N</i>	<i>T</i>	<i>ST</i>
μ	-0.0009 (0.0008)	-0.0009 (0.0008)	-0.009 (0.0008)	-0.00088 (0.0008)	-0.0009 (0.0008)	-0.0009 (0.0008)	-0.0009 (0.0008)	-0.0009 (0.0008)	-0.0009 (0.0008)
ω	0.000004 (0.0000)	0.000005 (0.0000)	0.000005 (0.0000)	-0.0912 (0.0090)	-0.1029 (0.0082)	-0.1023 (0.0086)	0.000004 (0.0000)	0.000005 (0.0000)	0.000005 (0.0000)
α_1	0.502 (0.0198)	0.0535 (0.0199)	0.0536 (0.0202)	-0.0077 (0.0261)	-0.0193 (0.0277)	-0.0203 (0.0280)	0.0483 (0.0236)	0.0465 (0.0253)	0.0467 (0.0255)
β_1	0.9408 (0.0238)	0.9340 (0.0243)	0.9341 (0.0245)	0.9881 (0.0011)	0.9969 (0.0011)	0.9869 (0.0011)	0.9902 (0.0253)	0.9329 (0.0275)	0.9323 (0.0282)
γ_1	-	-	-	0.1201 (0.0173)	0.1246 (0.0225)	0.1257 (0.0232)	0.0052 (0.0376)	0.0189 (0.0422)	0.0200 (0.0433)
η	-	-	0.9989 (0.0617)	-	-	0.9905 (0.0603)	-	-	0.9931 (0.0625)
ν	-	13.3991 (6.6269)	13.478 (6.6728)	-	14.333 (7.0343)	14.372 (7.1268)	-	13.157 (6.4380)	13.1707 (6.4789)
LOG(L)	1339.2	1342.1	1342.1	1340.9	1343.3	1343.3	1339.2	1342.2	1342.3
AIC	-5.1157	-5.1232	-5.1193	-5.1184	-5.1237	-5.1200	-5.1119	-5.1197	-5.1159
BIC	-5.0831	-5.0824	-5.0704	-5.0776	-5.0748	-5.0629	-5.0711	-5.0708	-5.0588

Table 6. Comparison table of estimating results of various models fitting the return series TSLA
表 6. 拟合收益率序列 TSLA 各模型的估计结果对比表

TSLA	GARCH			EGARCH			TGARCH		
	<i>N</i>	<i>T</i>	<i>ST</i>	<i>N</i>	<i>T</i>	<i>ST</i>	<i>N</i>	<i>T</i>	<i>ST</i>
μ	-0.0008 (0.0015)	-0.0008 (0.0015)	-0.0007 (0.0016)	-0.0018 (0.0007)	-0.0015 (0.0007)	-0.0016 (0.0008)	-0.0010 (0.0015)	-0.0008 (0.0015)	-0.0008 (0.0016)
ω	0.00021 (0.0000)	0.00003 (0.0000)	0.00003 (0.0000)	-0.0837 (0.0890)	-0.1102 (0.0319)	-0.1089 (0.0323)	0.00002 (0.0000)	0.00002 (0.0000)	0.00002 (0.0000)
α_1	0.0696 (0.0220)	0.0692 (0.0254)	0.0685 (0.0255)	-0.0383 (0.0353)	-0.0319 (0.0326)	-0.0323 (0.0331)	0.0540 (0.0251)	0.0565 (0.0294)	0.0563 (0.0294)
β_1	0.9191 (0.0224)	0.9169 (0.0274)	0.9172 (0.0275)	0.9859 (0.0126)	0.9827 (0.0047)	0.9829 (0.0047)	0.9196 (0.0228)	0.9172 (0.0279)	0.9174 (0.0280)
γ_1	-	-	-	0.1536 (0.0977)	0.1521 (0.0532)	0.1532 (0.0542)	0.0371 (0.0389)	0.0296 (0.0441)	0.0290 (0.0443)
η	-	-	1.0102 (0.0545)	-	-	0.9917 (0.0533)	-	-	1.0063 (0.0549)
ν	-	6.9225 (2.0642)	6.9106 (2.0551)	-	7.7741 (2.7492)	7.7923 (2.7632)	-	6.9933 (2.1120)	6.9791 (2.1036)
LOG(L)	965.7	975.4	975.4	971.0	978.0	978.0	966.1	975.6	975.6
AIC	-3.6845	-3.7180	-3.7143	-3.7012	-3.7241	-3.7203	-3.6825	-3.7151	-3.7113
BIC	-3.6519	-3.6772	-3.6653	-3.6604	-3.6752	-3.6632	-3.6417	-3.6661	-3.6542

通过观察表 3~6, 对比得出如下结果:

在参数估计方面, 收益序列 0700 拟合的 GARCH 模型除 GARCH 项系数显著性不高外, 其它各参数均较为显著。而在添加处理杠杆效应的参数 γ_1 之后, EGARCH 模型在 t 分布和偏态 t 分布的信息分布假设条件下拟合效果要优于 TGARCH 模型。同时, 通过信息准则可以判断出, 在信息分布为偏态 t 分布时, 收益序列 0700 的拟合效果整体较优; 根据信息准则 AIC 和 BIC 判断, 收益序列 9888 在信息分布为偏态 t 分布的假设条件下的拟合效果要优于假设条件为正态分布和 t 分布的模型。且除 EGARCH 模型方差方程的常数项不显著外, 各参数估计结果的显著性均较好; 与前两组收益率序列相比, 通过 AIC 和 BIC 可以发现, 收益序列 APPL 在信息分布为 t 分布的假设条件下模型的拟合效果相对最优。而且在参数估计方面, EGARCH 模型的 GARCH 项系数 β_1 和杠杆系数 γ_1 均较为显著; 最后, 观察 AIC 和 BIC 可知, 收益序列 TSLA 与收益序列 APPL 具有相同的信息选择偏向, 即在信息分布为 t 分布的假设条件下, 我们所选取的 GARCH 族各模型的拟合效果最好。但有所不同的是, 在参数估计方面, TGARCH 模型的参数估计结果显著性较为出色, 且在正态分布假定条件下的 TGARCH 模型的参数拟合效果最好。

结合不同收益序列对不同分布下的 GARCH 族模型的拟合效果, 可以看出:

具有杠杆效应的 EGARCH 和 TGARCH 模型在拟合科技公司股票方面具有相对较好的效果, 且 TGARCH 模型在处理杠杆效应方面要略优于 EGARCH 模型。

4. 结论

本文选取能够代表中国科技公司的“腾讯(0700)”和“百度(9888)”两支股票, 以及能够代表美国科技公司的“苹果(AAPL)”和“特斯拉(TSLA)”两支股票的收益率序列进行分析, 得出如下结论: 其一, 中美两国就科技公司股票方面收益率序列存在波动性差异较大的问题。根据收益率序列时序图的观察以及基本统计分析中偏度和峰度指标的统计, 可以发现, 属于美国的两家科技公司“苹果(AAPL)”和“特斯拉(TSLA)”的收益率序列的波动情况要小于属于中国的两家科技公司“腾讯(0700)”和“百度(9888)”, 即前者在科技股方面收益率的稳定性要高于后者。其二, 模型结果显示, GARCH 族模型能够较好地拟合科技类公司股票的收益率序列。且在拟合中国的两家科技公司股票收益率序列时, 选择基于 t 分布的 EGARCH 会得到较好的拟合效果; 而在拟合美国的两家科技公司股票收益率序列方面, 选择偏向基于正态分布的 TGARCH 模型。

参考文献

- [1] 刘泽浩. 全球疫情冲击 科技股一枝独秀[J]. 股市动态分析, 2020(10): 29-30.
- [2] 邹娜, 张伟. 基于 GARCH 模型的股票波动性分析[J]. 知识经济, 2010(12): 52.
<https://doi.org/10.15880/j.cnki.zsji.2010.12.124>
- [3] 周林. 股票波动率模拟及对对中国市场预测效果的实证研究[J]. 数学的实践与认识, 2009, 39(3): 25-34.
- [4] 康建林, 朱开永, 周圣武, 韩苗. GARCH 模型在中国股票波动预测中的应用[J]. 赣南师范学院学报, 2005(3): 29-32. <https://doi.org/10.13698/j.cnki.cn36-1037/c.2005.03.009>
- [5] 孙丽丽. 基于 GARCH 族模型的股票波动性分析——以美的集团股票为例[J]. 科技风, 2020(31): 82-83.
<https://doi.org/10.19392/j.cnki.1671-7341.202031041>
- [6] 刘国旗. 非线性 GARCH 模型在中国股市波动预测中的应用研究[J]. 统计研究, 2000(1): 49-52.
<https://doi.org/10.19343/j.cnki.11-1302/c.2000.01.010>
- [7] 易丹辉, 王燕. 应用时间序列分析[M]. 北京: 中国人民大学出版社, 2019: 214-231.
- [8] (美) Ruey S. Tsay. 金融时间序列分析[M]. 北京: 人民邮电出版社, 2012: 129-130.
- [9] 茆诗松, 程依明, 濮晓龙. 概率论与数理统计教程[M]. 北京: 高等教育出版社, 2019: 94-255.
- [10] Azzalini, A. (2014) The Skew-Normal and Related Families. Cambridge University Press, Cambridge, England, 101-102.