

# 基于 VaR-TGARCH 模型的中证 5G 通信主题指数实证分析

张 航, 黄 芮, 郑继明

(重庆邮电大学 理学院, 重庆 400065)

**摘要:**利用 TGARCH 模型和 VaR 理论方法,对中证 5G 通信主题指数的波动性进行研究。实证分析发现 5G 通信指数存在着“反杠杆”效应,即利好的信息对股票有着积极的影响;通过计算不同分布、不同置信水平的 VaR 风险值,并结合 Kupiec 准确性检验,结果显示在置信水平为 95% 时,基于  $t$  分布下的 TGARCH 模型拟合效果最优。

**关键词:**TGARCH 模型;5G 通信指数;VaR 计算; $t$  分布

**中图分类号:**F830.91 **文献标志码:**A **文章编号:**1671-1807(2021)08-0096-06

国内通信行业上市公司股票价格波动受到的影响呈现出先小后大再变小的总体趋势<sup>[1]</sup>。2019 年 6 月 6 日工信部正式发放 5G 牌照,预示着中国正式进入 5G 元年。为了能够很好地评估股票市场的风险性,本文选取了中证 5G 通信指数作为研究对象。

胡艳妹<sup>[2]</sup>基于 GARCH 类模型,运用 VaR 与 CVaR 值对中小板市场的风险进行了实证分析,提出了如何降低风险的建议。杨冉冉<sup>[3]</sup>通过使用计量风险模型—— $\beta$  系数法、现代流行的波动率模型和 VaR 值理论,对中信证券和华泰证券股票的市场风险性进行研究,提出 VaR 模型可以用来调节在证券市场中金融产品的发行和交易过程中的风险。刘梦佳<sup>[4]</sup>以上证综合指数和深圳成分指数为研究对象,选取最优假设分布 GARCH-GED 模型进行股市波动溢出效应研究,认为上海和深圳两个地区的股市之间存在着上海股市对深圳股市的单向波动溢出。

本文的研究对象是中证 5G 通信主题指数(指数代码:931079)。该指数以中证全指指数(指数代码:000985)为样本空间,选取其产品和业务与 5G 通信技术相关的上市公司作为指数样本。截至 2021 年 3 月 16 日,该指数中共包括 59 只股票,前五大权重股为立讯精密、中兴通讯、歌尔股份、三安

光电、兆易创新。本文所有股票数据均来源于同花顺软件(版本号:v8.80.16),建模分析软件为 Eviews 软件(版本:9.0)。

## 1 模型简介

### 1.1 ADF 检验

时间序列的平稳性是均值模型建立的前提,下面简要介绍经典的 ADF 检验<sup>[5]</sup>。

假设某一时间序列收益率  $\{r_t\}$  的不确定性部分可以由过去的  $p+1$  期历史数据描述,即生成过程是服从如下的 AR( $p+1$ )过程:

$$(1 - \phi_1 L - \phi_2 L^2 - \dots - \phi_{p+1} L^{p+1})r_t = a_t \quad (1)$$

式中:误差项  $\{a_t\}$  是均值为 0、方差为  $\sigma_a^2$  的独立同分布序列; $\phi_i (i = 1, 2, \dots, p+1)$  为方程的系数; $L$  为滞后算子。

对  $r_t$  进行单位根检验的检验式为

$$\Delta r_t = \gamma r_{t-1} + \sum_{j=1}^p \varphi_j \Delta r_{t-j} + a_t \quad (2)$$

式中: $\varphi_j = -\sum_{i=j+1}^{p+1} \phi_i, j = 1, 2, \dots, p; \gamma = \sum_{i=1}^{p+1} \phi_i - 1$ 。

对式(2)检验的原假设是  $H_0: \gamma = 0$  备择假设是  $H_1:$

$\gamma < 0$ 。检验的  $t$  统计量为  $t_\gamma = \frac{\hat{\gamma}}{\sigma_\gamma}$ 。其中,  $\hat{\gamma}$  和  $\sigma_\gamma$

分别为式(2)中参数  $\gamma$  及其标准差的  $\sigma_\gamma$  的 OLS 估计。

**收稿日期:**2021-03-23

**基金项目:**重庆邮电大学大学生科研训练项目(A2020-169)。

**作者简介:**张航(1999—),男,河南漯河人,重庆邮电大学理学院,学生,研究方向为大数据;黄芮(2000—),女,重庆铜梁人,重庆邮电大学理学院,学生,研究方向为大数据;郑继明(1963—),男,四川简阳人,重庆邮电大学理学院,教授,硕士研究生导师,研究方向为统计与决策。

以上是不带截距也不带趋势的 ADF 单位根检验,此外根据序列真实的确定性影响机制,还存在带有截距项和截距趋势项的单位根检验。由于这 3 类检验方法大致相同,根据 Eviews 软件可直接得出,不再赘述。

## 1.2 ARMA 模型

ARMA 模型也叫移动平均自回归模型<sup>[6]</sup>,是自回归模型和移动平均模型的组合,常用来估计平稳的不规则波动和时间序列季节性变动,能够有效研究时间序列的波动性。若  $\{r_t\}$  序列服从  $(p, q)$  阶的自回归移动平均模型,则其 ARMA  $(p, q)$  模型的表达式为

$$r_t = \phi_1 r_{t-1} + \phi_2 r_{t-2} + \cdots + \phi_p r_{t-p} + a_t - \theta_1 a_{t-1} - \cdots - \theta_q a_{t-q} \quad (3)$$

式中:  $\phi_i (i = 0, 1, \cdots, p), \theta_j (j = 1, 2, \cdots, q)$  为该模型的系数;  $\{a_t\}$  为随机扰动序列,满足  $E(a_t) = 0$ ,  $\text{Var}(a_t) = \sigma_a^2$  (常数),  $E(a_s a_t) = 0 (s \neq t)$ , 即零均值白噪声序列。

## 1.3 ARCH 模型及其扩展

Engle 在 1982 年首次提出自回归条件异方差模型,该模型可以很好地用其扰动项对金融时间序列的扰动进行模拟<sup>[7]</sup>。若残差序列具有异方差性,即随机误差序列将不再是常数  $\text{Var}(a_t) \neq \sigma_a^2$ ,它将随时间的变化而变化,这时就需要建立异方差模型。检验异方差的方法主要有残差自相关检验和 ARCH-LM 检验<sup>[8]</sup>。ARCH  $(p)$  模型的表达式为

$$\begin{cases} a_t = \sigma_t \epsilon_t \\ \sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 a_{t-1}^2 + \cdots + \alpha_p a_{t-p}^2 \end{cases} \quad (4)$$

式中:  $\{\epsilon_t\}$  为均值为 0、方差为 1 的独立同分布随机变量序列,通常假定其服从标准正态分布、 $t$  分布或者广义误差分布(GED 分布)等;  $\alpha_0 > 0, \alpha_i \geq 0 (i = 1, 2, \cdots, p); a_t$  为扰动项;  $p$  为 ARCH 模型的阶数。

GARCH 模型又称为广义 ARCH 模型,是 ARCH 模型的拓展,能够有效减少模型对参数的限制,由 Bollerslev 发展而来<sup>[7]</sup>。GARCH  $(p, q)$  模型为

$$\begin{cases} a_t = \sigma_t \epsilon_t \\ \sigma_t^2 = \alpha_0 + \sum_{i=1}^p \alpha_i a_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^q \beta_j \sigma_{t-j}^2 \end{cases} \quad (5)$$

式中,参数满足  $\alpha_0 > 0, \alpha_i \geq 0, \beta_j \geq 0$ , 保证条件方差总是大于零的,且  $\sum_{i=1}^p \alpha_i + \sum_{j=1}^q \beta_j < 1$ , 保证了 GARCH 模型的稳定性。

由于 GARCH 模型的参数限制为正,也就间接

地忽略了对称性带来的影响,于是为了探求股票市场的非对称性,Zakoian 提出 TGARCH 模型<sup>[3]</sup>,具体形式为

$$\begin{cases} \epsilon_t = \sigma_t a_t \\ \sigma_t^2 = \alpha_0 + \sum_{i=1}^p (\alpha_i + \gamma_i d_{t-i}) a_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^q \beta_j \sigma_{t-j}^2 \end{cases} \quad (6)$$

式中:参数  $d_{t-i}$  是关于  $a_{t-i}$  是否为负值的指示变量,且当  $a_{t-i} \geq 0$  时,  $d_{t-i} = 0$ ; 当  $a_{t-i} < 0$  时,  $d_{t-i} = 1$ ;  $\gamma_i (i = 1, 2, \cdots, p)$  为其系数,  $\gamma_i d_{t-i} a_{t-i}^2$  称为非对称应项。最简单的 TGARCH  $(1, 1)$  模型为

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha a_{t-1}^2 + \gamma d_{t-1} a_{t-1}^2 + \beta_1 \sigma_{t-1}^2 \quad (7)$$

若  $\gamma \neq 0$ , 则说明时间序列存在非对称效应。当  $\gamma > 0$  时,若  $a_{t-1} < 0$ , 利空消息的冲击效应为  $\alpha + \gamma$  倍;若  $a_{t-1} > 0$ , 利好消息的效应为  $\alpha$  倍。若  $\gamma < 0$  时,则存在“反杠杆”效应,即利好消息比利空消息冲击更大。

## 1.4 VaR 模型及其准确性检验

根据菲利普·乔瑞的定义, VaR 可以简单表述为<sup>[9]</sup>:在正常的市场条件下,给定的置信水平的一个持有时间内某种风险资产的最坏预期损失。在 VaR 计算中比较简单且常用的方法是方差-协方差法,该方法基于过去的历史数据,对分布均值、方差、协方差等参数进行估计,同时对 VaR 值进行估计。

由于方差-协方差法是参数法,故波动方差模型  $\{\epsilon_t\}$  的分布假定尤为重要,常用的假定分布为正态分布、 $t$  分布和广义误差分布(GED)分布<sup>[4]</sup>。正态分布具有集中性、对称性、可加性,是一切分布的极限分布;  $t$  分布有很厚的厚尾性,当其自由度趋于无穷大时,近似于正态分布;广义误差分布可以理解为这两种分布的结合,有着很强的灵活性,在风险度量理论中可以用来衡量一个分布的厚尾特征。

采用随机序列  $\{\epsilon_t\}$  服从上述 3 种分布的 TGARCH 模型,对中证 5G 通信主题指数进行建模分析。因此最初就假设收益率序列  $\{r_t\}$  服从这 3 种分布的一种,得出计算 VaR 的公式<sup>[3]</sup>为

$$\text{VaR} = \omega_0 Z_{1-\alpha} \sigma_t / \sqrt{\Delta_t} \quad (8)$$

式中:  $Z_{1-\alpha}$  为给定置信水平  $\alpha$ , 收益率序列的分位数;  $\Delta_t$  为持有收益率序列的时间;  $\omega_0$  为初始资产值;  $\sigma_t$  为由波动方差模型预测的条件方差序列。本文采用误差服从上文所述 3 种分布的 TGARCH 模型,对中证 5G 通信主题指数进行建模分析。

为了评价 VaR 计算的效果,需要对其进行准确

性检验,目前常用的方法是 Kupiec 在 1995 年提出了失败率检验方法<sup>[3]</sup>,此方法的主要思路是将实际收益率高于 VaR 值的记成一次“失败”,实际收益率低于 VaR 值的记成一次“成功”。通过计算相应的概率来判断 VaR 值是否合理。

假设 VaR 的置信度为  $\alpha$ ,实际收益率序列样本个数为  $T$ 。记“失败”个数为  $N$ ,则失败的概率为  $P = \frac{N}{T}$ ,于是在给定置信水平  $\alpha$  的前期下,失败的期望概率为  $P^* = 1 - \alpha$ 。检验的原假设  $H_0: p = p^*$ 。于是可得似然比方程:

$$LR = -2\ln[(1 - \alpha)^{T-N} \alpha^N] + 2\ln\left[\left(1 - \frac{N}{T}\right)^{T-N} \left(\frac{N}{T}\right)^N\right]$$

(9)

当样本足够大的时候,LR 统计量服从自由度为 1 的卡方分布。于是若计算出的 LR 值大于其临界值,则拒绝原假设,就可以说明该 VaR 模型无效;同理,若 LR 值小于其临界值,则认为通过了准确性检验。

2 实证分析

2.1 数据选取

选取中证 5G 通信主题指数作为样本(股票代码:931079),样本范围自 2019 年 8 月 29 日到 2020 年 12 月 31 日,总共 326 组数据,后文中该指数统称为 5G 通信指数。

用  $r_t$  表示第  $t$  日的收益率,即 Eviews 中的 {RT} 序列,  $s_t$  表示第  $t$  日的收盘价,则  $s_{t-1}$  就是第  $t-1$  日的收盘价,收益率定义为

$$r_t = \ln \frac{s_t}{s_{t-1}}$$

(10)

2.2 收盘价和收益率描述性统计

从图 1 和图 2 来看,收盘价有两次短时间急促上升的阶段,分别是 2020-02-03 至 2020-02-28 以及

2020-05-29 至 2020-07-13,且对数收益率在此期间也呈现出较大的波动性。又选取 5G50 通信指数(931406)、通信技术指数(931144)、通信设备指数(931160)、CS 计算机指数(930651)4 个通信行业有关的指数,并建立收盘价波动图,着眼于这两个时间段,发现与 5G 指数呈现相同的现象。

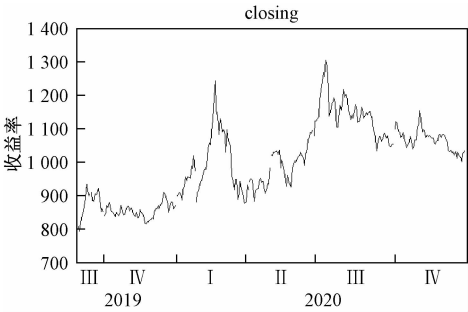


图 1 收盘价波动图

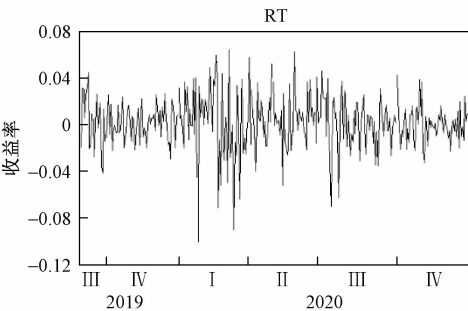


图 2 对数收益率时频图

图 3 为收益率的直方图,通过描述性统计可得收益率序列的偏度为-0.536 496,符合金融序列的有偏性;峰度为 5.159 825,相比于标准正态分布,属于尖峰类型;JB 统计量为 78.760 45,拒绝原假设,说明不服从正态分布。以上分析得知,5G 通信指数序列图符合一般金融序列“尖峰、厚尾、有偏”的

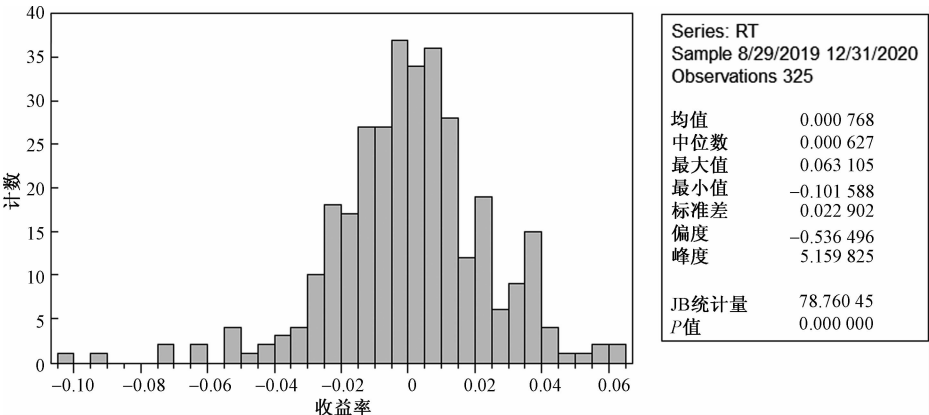


图 3 收益率描述性统计

特性。

2.3 平稳性检验

利用 SIC 信息准则选定滞后阶数为零,对收益率序列进行 ADF 检验,由检验结果发现无论在 1%、5%、10% 的置信水平下,3 种情况的  $t$  统计量均显著,检验的  $P$  值都近似为 0,因此拒绝原假设,说明收益率序列是平稳的。

2.4 建立 TGARCH 模型

2.4.1 ARMA 模型建立

根据 Box-Jenkins ARMA 模型定阶的步骤<sup>[10]</sup>,首先对收益率序列进行自相关性检验,发现原序列是不存在自相关性的,且 ACF 和 PACF 也没有很明显的拖尾和截尾趋势,因此选择利用信息准则进行定阶。选取并建立 ARMA(1,1)、ARMA(1,2)、ARMA(2,1)、ARMA(2,2)模型,利用信息准则和系数的显著性检验,最后选定 ARMA(1,1)模型作为均值方程。由表 1 得到具体 ARMA(1,1)均值模型的表达式为

$$r_t=0.000\ 777-0.935\ 774r_{t-1}+0.986\ 619a_{t-1}。$$

表 1 GARCH(1,1)模型

| 变量      | 系数         | 标准误差                | $z$ 统计量    | $P$ 值   |
|---------|------------|---------------------|------------|---------|
| C       | 0.000 777  | 0.001 345           | 0.577 601  | 0.563 9 |
| AR(1)   | -0.935 774 | 0.033 936           | -27.575 01 | 0.000 0 |
| MA(1)   | 0.986 619  | 0.022 276           | 44.290 80  | 0.000 0 |
| SIGMASQ | 0.000 513  | $3.06\times10^{-5}$ | 16.766 68  | 0.000 0 |

通过对 ARMA(1,1)模型的残差进行自相关检验,发现  $Q$  统计量并不显著,即认定残差序列是不相关的,因此模型是优良的。

通过对 ARMA(1,1)模型残差平方的自相关检验,初步认为收益率序列存在 ARCH 效应,为了进

一步检验,选取滞后阶数为一阶的拉格朗日乘子检验法,ARMA(1,1)检验结果见表 2, $Q$  统计量为 8.771 264, $P$  值为 0.003 3,故拒绝原假设,即原序列是有异方差性。

表 2 ARMA(1,1)异方差检验结果

| Heteroskedasticity Test: ARCH |           |                  |         |
|-------------------------------|-----------|------------------|---------|
| $F$ -statistic                | 8.771 264 | Prob. $F$        | 0.003 3 |
| Obs * $R^2$                   | 8.591 706 | Prob. Chi-Square | 0.003 4 |

2.4.2 TGARCH 模型的建立

由 2.4.1 节可知,收益率序列存在异方差性,因此可以建立 GARCH 模型。疫情期间信息对股票的冲击是不平衡的,因 GARCH 模型无法衡量股票市场信息的影响效果,预选用非对称的 GARCH 衍生模型进行拟合。考虑到预测条件方差方面 TGARCH 模型要优于 EGARCH 模型<sup>[11]</sup>,更有利于 VaR 模型预测风险,于是选用 TGARCH 模型建立模型。

根据信息准则和系数的显著性检验,最终选取阶数  $p=1,q=1$  的 TGARCH(1,1)模型,见表 3,得到该模型的数学表达式为

$$\sigma_t^2=6.8\times10^{-6}+0.135\ 769a_{t-1}^2-0.119\ 72a_{t-1}^2d_{t-1}+0.913\ 681\sigma_{t-1}^2。$$

从表 3 中可得,非对称项系数  $\epsilon_{t-1}^2d_{t-1}=-0.119\ 72$ , $z$  统计量的  $P$  值为 0.013 7,说明非对称项的系数为显著为负,则可认定原序列存在“反杠杆”效应,即利好的消息所引起的波动要比同等程度的利空消息所引起的波动要大得多。当  $a_{t-1}>0$ ,即为利好消息时,产生的冲击为 0.135 769 倍;当  $a_{t-1}<0$ ,即为利空消息时,产生的效应为  $0.135\ 769-0.119\ 720=0.016\ 049$  倍冲击。

表 3 TGARCH(1,1)模型

| 变量                       | 系数                  | 标准误差                | $z$ 统计量    | $P$ 值   |
|--------------------------|---------------------|---------------------|------------|---------|
| C                        | $6.80\times10^{-6}$ | $5.65\times10^{-6}$ | 1.202 073  | 0.229 3 |
| RESID2                   | 0.135 769           | 0.040 113           | 3.384 653  | 0.000 7 |
| RESID(-1)2*(RESID(-1)<0) | -0.119 720          | 0.048 572           | -2.464 778 | 0.013 7 |
| GARCH(-1)                | 0.913 681           | 0.029 685           | 30.779 55  | 0.000 0 |

2.5 VaR 计算

2.5.1 VaR 估计值描述性统计

由 2.4.2 节可知,收益率序列存在杠杆效应,因此选择 TGARCH 模型进行 VaR 的计算为佳。又因上述模型中随机序列  $\{\epsilon_t\}$  是服从正态分布的,再

依次建立服从  $t$  分布和 GED 分布的 TGARCH(1,1)模型,根据结果的自由度,在给定置信水平为 95%和 99%下,可以算出它们各自的分位数,见表 4。

得出分位数后,根据式(8)便可以计算出这 6 种

情况的 VaR 值,并进行描述性统计,得出均值、标准差、最大值、最小值的统计特征,见表 5,随后联合收益率序列建立波动图,如图 4 所示。

表 4 基于 TGARCH 模型分位数

| 模型         | 自由度       | 置信水平/% | 分位数                   |
|------------|-----------|--------|-----------------------|
| TGARCH-N   |           | 95     | 1.644 853 626 951 472 |
|            |           | 99     | 2.326 347 874 040 841 |
| TGARCH-t   | 9.708 417 | 95     | 1.818 000 577 912 097 |
|            |           | 99     | 2.779 156 887 981 252 |
| TGARCH-GED | 1.491 673 | 95     | 1.652 740 813 331 884 |
|            |           | 99     | 2.501 558 468 008 858 |

表 5 VaR 估计值描述性统计

| 分布     | 置信水平/% | 均值        | 标准差       | 最大值       | 最小值       |
|--------|--------|-----------|-----------|-----------|-----------|
| 正态分布   | 95     | 0.035 976 | 0.010 076 | 0.062 270 | 0.019 590 |
|        | 99     | 0.050 881 | 0.014 250 | 0.088 069 | 0.027 707 |
| t 分布   | 95     | 0.039 709 | 0.010 677 | 0.067 086 | 0.022 237 |
|        | 99     | 0.060 702 | 0.016 321 | 0.102 553 | 0.033 993 |
| GED 分布 | 95     | 0.036 099 | 0.009 706 | 0.060 987 | 0.020 215 |
|        | 99     | 0.054 639 | 0.014 691 | 0.092 309 | 0.030 598 |

从表 5 可以看出,在置信水平一定的情况下,3 种分布的 VaR 值相差不大,从 3 种分布下的波动图 4 中可以得出如下结论:①无论是在哪种分布下,99%的置信水平下均比 95%置信水平下的预测值更高;②3 种分布的图形走势都与收益率序列大致相同;③从预测风险值来看,t 分布和 GED 分布在 99%显著性水平下的预测风险值明显比正态分布的高。

2.5.2 VaR 的准确性检验

根据 2.5.1 节的预测波动图(图 4)可以看出,99%置信水平下的 VaR 值过高地预测了风险,因此选择 95%置信水平,即显著性水平为 5%,进行 VaR 的准确性检验。

本次检测的样本容量  $T=325$ ,期望失败天数为  $T \times 5\% = 16.25$  d,根据 1.4 节介绍的失败率检验方法,可以统计出实际失败天数,并根据式(9)算出 3 种分布假设下的 LR 统计值。由表 6 可知,3 种假设分布的 LR 值均小于临界值,于是此 3 种模型均可认定有效。就实际失败天数来看,TGARCH-t 更接近实际情况;就实际失败率方面,TGARCH-N 和 TGARCH-GED 实际失败率均大于 5%,过高地预测了风险。

最后综合考虑,确定基于 t 分布的 TGARCH

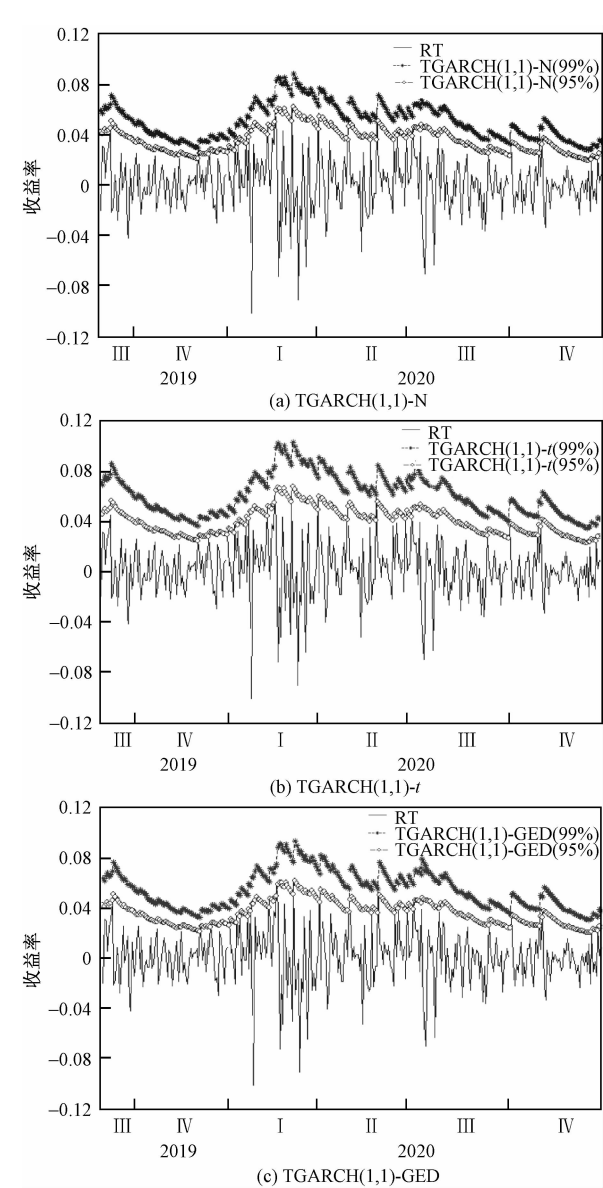


图 4 波动图

模型为最优拟合模型。

表 6 VaR 回测检验结果

| 模型        | 实际失败<br>天数 | 期望失败<br>天数 | 实际失败<br>率/% | LR 统计值  |
|-----------|------------|------------|-------------|---------|
| TARCH-N   | 20         | 16.25      | 6.15        | 0.851 3 |
| TARCH-t   | 15         | 16.25      | 4.62        | 0.103 8 |
| TARCH-GED | 19         | 16.25      | 5.8         | 0.465 7 |

3 总结与建议

选取中证 5G 通信指数作为研究对象,通过对收益率序列进行描述性统计,发现 5G 指数具有“尖峰厚尾、有偏”等特性。结合序列特性,建立 ARMA(1,1)模型和 GARCH(1,1)模型,并很好地拟合了

数据;建立 TGARCH(1,1)模型,通过非对称项系数确定收益率存在杠杆效应,且好消息的冲击比坏消息的冲击要大,这也一定程度上解释了疫情稳定期阶段股票迅速上升的原因。

VaR 风险计算方面,通过对预测风险值的描述性统计,发现基于 TGARCH 模型下,不同分布计算出来的 VaR 值整体差异性是不大的。VaR 回测检验结果是优良的,且通过了 Kupiec 检验,并且 95%显著性水平下的实际失败率都是在可接受范围内的,最后结合 LR 统计值和实际失败率,认为 TGARCH-*t* 模型预测效果最好。由于本文关于 VaR 的计算采用的是参数法,对分布的要求较高,后续还可以尝试用非参数法进行风险值的计算。

参考文献

[1] 吴婷婷,叶成,江世银.中美贸易摩擦对中国通信行业股价波动的影响研究[J].金融教育研究,2020,33(6):68—76.  
[2] 胡艳妹.基于 GARCH 类模型 VaR 和 CVaR 在我国中小板市场风险度量中的应用[D].济南:山东大学,2020.

[3] 杨冉冉.证券公司市场风险的量化分析[D].重庆:西南大学,2020.  
[4] 刘梦佳.不同分布假设 GARCH 模型择优及其在股市波动溢出效应中的研究[D].南昌:江西财经大学,2017.  
[5] 左秀霞.带高次趋势项的 ADF 单位根检验[J].数量经济技术经济研究,2019,36(1):152—169.  
[6] 陈浩,兰燕鸿,何郁波.基于 ARMA 模型的股票开盘价分析及预测[J].吉首大学学报(自然科学版),2020,41(5):86—91.  
[7] 李雄英,陈小玲,曾凯华.基于三类模型的四大银行股票收益率预测研究[J].经济数学,2018,35(4):21—27.  
[8] 刘旦男,邓华.基于计量模型对湖南地区生产总值影响因素分析[J].商讯,2019(16):104—106,146.  
[9] 史天雄,钱锦晖.VaR 方法及其在中国股票市场的风险度量研究[J].中国地质大学学报(社会科学版),2010,10(4):119—124.  
[10] 孙国红,沈跃,徐应明,等.基于 Box-Jenkins 方法的黄河水质时间序列分析与预测[J].农业环境科学学报,2011,30(9):1888—1895.  
[11] 聂巧平,胡冰倩.GARCH 模型族及其在金融市场中的应用研究综述[J].天津商业大学学报,2020,40(2):52—58.

The Empirical Analysis of CSI 5G Communication Index Based on VaR-TGARCH Model

ZHANG Hang, HUANG Rui, ZHENG Ji-ming

(School of Science,Chongqing University of Posts and Telecommunications,Chongqing 400065,China)

**Abstract:** TGARCH model and VAR theory are used to study the volatility of the CSI 5G communication subject index. Empirical analysis found that 5G communication index has “leverage” effect, good information has a positive impact on stocks; By calculating VaR risk values with different distributions and different confidence levels, combined with Kupiec accuracy test, it is shown that at 95% confidence level, the fitting effect of TGARCH model based on *t*-distribution is the best.  
**Key words:** TGARCH model;5G communication index;VaR calculation;*t* distribution