

Research on Stock Risk Based on Quantile Regression VaR Model

Jia Du, Jinping Zhang

North China Electric Power University, Beijing
Email: djholiday12@163.com, zhangjinping@ncepu.edu.cn

Received: Jul. 25th, 2018; accepted: Aug. 10th, 2018; published: Aug. 17th, 2018

Abstract

VaR (VaR at Risk) is widely used to measure stock risk in recent years. In this paper, based on the historical data of nearly recent two years (Jan. 2016-Sept. 2017) of 9 stocks from the main board market, the small and medium board market and the growth enterprise board market, we compute VaR of the 9 stocks by using t-GARCH(1,1) model and Quantile-ARCH(1) model. According to the likelihood ratio test and the failure rate test, it is concluded that the Quantile-ARCH(1) model is more accurate.

Keywords

VaR (Value at Risk), Quantile Regression, GARCH Model

基于分位数回归VaR模型的股票风险实证分析

杜 嘉, 张金平

华北电力大学, 北京
Email: djholiday12@163.com, zhangjinping@ncepu.edu.cn

收稿日期: 2018年7月25日; 录用日期: 2018年8月10日; 发布日期: 2018年8月17日

摘 要

在险价值VaR (Value at Risk)是最近发展起来并被广泛应用的一种衡量股票风险的方法。本文收集了约两年(2016年1月~2017年12月)来自主板市场, 中小板市场, 创业板市场的9只股票的收益率数据, 运用t-GARCH(1,1)模型和Quantile-ARCH(1)模型两种方法计算了9只股票的VaR值。并根据似然比检验和失败率检验方法得出: 基于Quantile-ARCH(1)模型计算出的VaR更加精确。

关键词

在险价值, 分位数回归, GARCH族模型

Copyright © 2018 by authors 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. 引言

随着金融市场的风险持续增加, 金融风险管理已成为了预防风险, 化解风险和维护市场稳定快速发展的重要内容, 而风险度量也随之而生。

度量股票风险的方法很多, 在险价值 VaR (Value at Risk)是最近发展起来并被广泛应用的一种度量股票风险的方法。VaR 基于概率统计理论的基本知识, 采用适当、科学合理的数学模型, 借助先进的计算机技术, 对市场的数据进行分析 and 计算, 能更加精确地对市场金融风险进行度量, 而且易于操作, 还能综合反映市场各方面的风险状况, 因此得到了相关金融机构和监管部门的广泛的应用。计算 VaR 的方法分为参数方法、非参数方法和半参数方法三种。参数方法需要假设收益率的分布形式, 一般假设为正态分布或者 t 分布, 相应的模型为方差 - 协方差模型、GARCH 族模型等。非参数方法无需提前假定收益率的分布。由于金融市场的复杂性和不完善, 经过统计检验, 中国大陆股市的对数收益率大多不符合正态分布, 而具有尖峰厚尾特征。

本文对所研究的数据的分布形式进行检验, 发现 9 只股票的对数收益率均不服从正态分布, 但都服从 t 分布, 因此本文对所考虑的 9 只股票分别用参数方法和非参数方法计算在险价值 VaR。具体地说, 给定一定置信水平时, 应用 GARCH 族模型和分位数回归模型两种方法度量股票的 VaR, 并运用事后检验的方法对模型结果的有效性及其精度进行比较, 发现基于分位数回归模型计算得到的 VaR 值精度较高。

本文内容安排如下: 首先介绍 VaR、应用 GARCH 族模型和分位数回归模型计算股票 VaR 的基本原理, 然后对市场数据进行实证分析, 分别应用这两种模型对 VaR 进行计算。

2. 在险价值 VaR

2.1. VaR 的定义

VaR 通常定义为: 给定置信水平 $1-\alpha$, 某一金融资产或投资组合在未来特定时间段内所面临的最大可能损失[1]。VaR 的值非负。从统计学角度上讲, VaR 的定义为:

$$\text{prob}\{Y < -VaR\} = \alpha \quad (1)$$

其中: prob 表示随机事件的概率, Y 表示资产(或投资组合)收益, 收益为负时代表损失。VaR 表示置信水平 $1-\alpha$ 下的资产的 VaR 值。VaR 的值等于指定时间段内资产(或投资组合)收益率分布的分位点[1]。

2.2. 基于 GARCH 族模型的 VaR 计算方法

依据是否假设收益率数据的分布情况, 将度量 VaR 的方法分为参数法(如方差 - 协方差法、GARCH 族模型等), 非参数法(如历史模拟法、Bootstrap 法等)和半参数法(如 CAViaR 等)三种[2]。其中 GARCH 族模型可以生动的描述资产(或投资组合)收益率的波动情况, 这与其 VaR 值有着紧密的联系, 以下是常

用的 GARCH 族模型。

Robert Engle 在 1982 年提出了 ARCH 模型, 但是为了充分描述数据的波动情况, 1986 年 Bollerslev 建立了 GARCH(p,q)模型, 其满足如下方程:

$$\begin{aligned} r_t &= \mu + \varepsilon_t \\ \varepsilon_t &= u_t \sigma_t \\ \sigma_t^2 &= \omega + \sum_{i=1}^p \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^q \beta_j \sigma_{t-j}^2 \\ (\omega > 0; \alpha_i \geq 0, i=1, 2, \dots, p; \beta_j \geq 0, j=1, 2, \dots, q) \end{aligned}$$

其中: r_t 代表收益率序列, μ 代表资产收益率的无条件期望, ε_t 代表随机误差项, $u_t (t \geq 0)$ 代表期望为 0, 方差为 1 的独立同分布的随机变量族, σ_t 为随机误差项 ε_t 的条件标准差, α_i 为滞后系数, β_j 为方差系数[3]。

若假设资产收益服从 t-GARCH(1,1), 在置信度水平 $1-\alpha$ 下, VaR 为: $\text{VaR}_t = -F_\alpha^{-1}(r_t, \theta) \sigma_t$, 其中: $r_t = \mu + \varepsilon_t, \varepsilon_t = u_t \sigma_t, \sigma_t^2 = \omega + \alpha \varepsilon_{t-1}^2 + \beta \sigma_{t-1}^2$, 则 $\text{VaR}_t = -F_\alpha^{-1}(r_t, \theta) \sqrt{\omega + \alpha \varepsilon_{t-1}^2 + \beta \sigma_{t-1}^2}$, $F_\alpha^{-1}(r_t, \theta)$ 为收益率 r_t 所满足的待估参数为 θ 的 t 分布的下 α 分位数。

3. 基于分位数回归的 VaR 模型

3.1. 分位数回归的基本思想

Koenker 与 Bassett 在 1978 年研究了分位数回归方法, 在很大程度上解决了最小二乘估计的局限性。分位数回归没有假定误差项所满足的分布形式, 它在被解释变量的条件分位数对解释变量进行回归的同时考虑了误差项的异方差性[4]。

对于随机变量 $(y, x) \in R^1 \times R^d (d$ 为正整数), 设 n 次样本观测值为 $(Y_i, X_i) \in R^1 \times R^d, i=1, 2, \dots, n$, 已知 x , 则 y 的条件 $\alpha (0 < \alpha < 1)$ 分位数函数为:

$$Q_\alpha(y|x) = \inf_{y \in R^1} \{y : F_{y|x}(y|x) \geq \alpha\}$$

$F_{y|x}$ 表示已知 x 的条件下 y 的分布函数, α 表示预先设定的分位点。线性分位数回归的 α 条件分位数函数为:

$$Q_\alpha(Y_i | X_i) = \beta_0(\alpha) + \beta_1(\alpha) X_{i1} + \dots + \beta_d(\alpha) X_{id}, i=1, 2, \dots, n$$

其中 $\beta_0(\alpha), \beta_1(\alpha), \dots, \beta_d(\alpha)$ 是 $d+1$ 个未知参数[5]。

分位数回归模型的参数估计值为使得加权残差绝对值之和最小的数值, 则 $\alpha (0 < \alpha < 1)$ 分位数的样本分位数线性回归需满足以下条件:

$$\min \sum_{i=1}^n \rho_\alpha \left(Y_i - \sum_{j=1}^d \beta_j(\alpha) X_{ij} \right) = \min \left[\alpha \sum_{y \geq x^* \beta(\alpha)} \left| Y_i - \sum_{j=1}^d \beta_j(\alpha) X_{ij} \right| + (1-\alpha) \sum_{y < x^* \beta(\alpha)} \left| Y_i - \sum_{j=1}^d \beta_j(\alpha) X_{ij} \right| \right]$$

其中定义损益函数为 $\rho_\alpha(\varepsilon) = \varepsilon(\alpha - I(\varepsilon)) = \begin{cases} \varepsilon(\alpha - 1), (\varepsilon < 0) \\ \varepsilon\alpha, (\varepsilon \geq 0) \end{cases}$ [6] [7]。

3.2. 分位数回归 VaR 模型

一般的 VaR 求解方法通常认为金融资产的收益率分布为正态分布, 但实际情况下其分布形式大体存在着尖峰, 厚尾的特征, 不满足正态条件。VaR 可以看作资产(或投资组合)的收益率分布的分位数, 而分位数回归方法是分析不同分位点上解释变量对被解释变量的影响程度, 且不需要考虑解释变量的分布

形式, 因此采用分位数回归的方法计算金融资产的 VaR。

Koenker 和 Zhao 提出了 Quantile-ARCH 模型[5], 其回归模型如下:

$$r_t = \beta^T x_t + \varepsilon_t \quad (2)$$

并且其误差项 ε_t 满足:

$$\varepsilon_t = (\gamma_0 + \gamma_1 |\varepsilon_{t-1}| + \dots + \gamma_q |\varepsilon_{t-q}|) u_t \quad (3)$$

其中, x_t 是 $d \times 1$ 维向量回归因子, 且其第一个元素正则化为 1, $\beta = (\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_d)^T \in R^d$, $\gamma_0 > 0$ 和 $(\gamma_1, \gamma_2, \dots, \gamma_q)^T \in R_+^q$ 均为未知参数向量, 同时 u_t 定义为一组独立同分布随机变量且其均值为 0, 方差为常数[5]。

定义 F_{t-1} 是 $t-1$ 时刻的信息集, $x_t \in F_{t-1}$ 。在 ARCH 模型中, x_t 通常包含因变量 r_t 的滞后值, 例如, x_t 可以表示为 $x_t = (1, r_{t-1}, \dots, r_{t-p}, z_{1t}, z_{2t}, \dots, z_{lt})^T$, 这里 $1+p+l=d$ 且 z_{it} 是一些外生解释变量[5]。

在 F_{t-1} 已知的情况下, r_t 的条件 α 分位数为:

$$Q_\alpha(r_t | F_{t-1}) = \beta^T x_t + Q_\alpha(\varepsilon_t | F_{t-1}) \quad (4)$$

其中, $Q_\alpha(r_t | F_{t-1})$ 和 $Q_\alpha(\varepsilon_t | F_{t-1})$ 分别是 r_t 和 ε_t 的条件 α 分位点。令 $W_t = (1, |\varepsilon_{t-1}|, \dots, |\varepsilon_{t-q}|)^T$, 则 $Q_\alpha(\varepsilon_t | F_{t-1})$ 可表示为:

$$Q_\alpha(\varepsilon_t | F_{t-1}) = \gamma^T(\alpha) W_t = (\gamma_0 Q_\alpha(u_t), \gamma_1 Q_\alpha(u_t), \dots, \gamma_q Q_\alpha(u_t))^T W_t \quad (5)$$

其中: $Q_\alpha(u_t) = F_u^{-1}(\alpha)$ 是 u_t 的 α 分位点。

由 VaR 定义可知, 在信息 F_{t-1} 下 y_t 的 VaR 表示为:

$$\text{prob}(r_t < -\text{VaR} | F_{t-1}) = \alpha \quad (6)$$

从表达式(3.5)可以得到, r_t 的 VaR 等于它的 α 分位点, 则根据表达式(4)和(5)可以求得:

$$\text{VaR}_t(\alpha) = -Q_\alpha(r_t | F_{t-1}) = -\beta^T x_t - Q_\alpha(\varepsilon_t | F_{t-1}) = -\beta^T x_t - \gamma^T(\alpha) W_t \quad (7)$$

4. 实证分析

4.1. 数据选取

本文从主板市场, 中小板市场, 创业板市场各选取了三只大盘股 2016 年 1 月 4 日到 2017 年 12 月 31 日的收益率数据, 其中远兴能源、上汽集团和平安银行选自主板市场, 科伦药业、巨轮智能和煌上煌选自中小板市场, 阳光电源、同花顺和上海钢联选自创业板市场。利用 R 语言编程, 根据数据特点选取对应的方法计算股票的 VaR 值并对不同的计算方法进行了事后检验。数据来源于 RESSET 金融研究数据库。

4.2. 基本统计特征分析

我们首先对数据进行了初步分析, 选取 2016 年 1 月 4 日到 2017 年 12 月 31 日 9 只股票每日的收益率数据为样本, 其中收益率为: $R_t = \ln p_t - \ln p_{t-1}$ (p_t 为当天的收盘价, p_{t-1} 为前一天的收盘价), 对其进行了简单的描述性统计分析, 其基本描述性统计特征值如表 1 所示。

从表 1 可以看出, 9 只股票的收益率均值都很小, 在 0 上下浮动, 其中巨轮智能, 同花顺和上海钢联的收益率均值为负, 从偏度可以看出, 9 只股票的收益率分布存在有偏性, 其中远兴能源, 科伦药业, 阳光能源和上海钢联的收益率序列相对正态分布呈左偏性, 其余股票的收益率数据呈右偏性, 而远兴能

Table 1. Jarque-Bera Test
表 1. Jarque-Bera 检验

股票	均值	标准差	偏度	峰度	P 值
远兴能源	0.000118	0.021553	-0.134706	5.81566	0.000000
上汽集团	0.001222	0.016006	0.161718	6.456232	0.000000
平安银行	0.000748	0.014412	0.453524	8.430789	0.000000
科伦药业	0.000792	0.017743	-0.119770	4.973536	0.000000
巨轮智能	-0.001392	0.021170	0.114856	7.835726	0.000000
煌上煌	0.001933	0.036570	0.564373	1.643792	0.000000
阳光电源	0.000825	0.027324	-0.288047	2.79377	0.000000
同花顺	-0.000263	0.028353	0.144612	3.388754	0.000000
上海钢联	-0.000383	0.027195	-0.010845	3.181481	0.000000

源, 上汽集团, 平安银行, 科伦药业, 巨轮智能, 同花顺和上海钢联的峰度均大于标准正态分布的峰度 3, 和正态分布相比, 其收益率的分布峰度较高, 尾部较厚。

对 9 只股票进行 Jarque-Bera 检验, 这一检验基于正态分布的偏度为 0, 峰度为 3。假设 Y_1, Y_2, \dots, Y_n 是一组独立同分布的数据, 则 JB 检验统计量定义为:

$$JB = \frac{n}{6} \left[S^2 + \frac{(K-3)^2}{4} \right] \quad (8)$$

其中: n 表示样本数量, S 表示偏度, K 表示峰度。若假定数据取自满足正态分布的总体, 则 JB 统计量近似满足自由度为 2 的卡方分布, 若检验 p 值小于指定的概率值, 则拒绝样本服从正态分布的原假设[8]。由表 1 可以看出, J-B 检验得到的 p 值都远远小于 $2.2e-1$, 拒绝原假设, 则 9 只股票的收益率数据的分布均不是正态分布。

4.3. 平稳性检验

对 9 只股票的收益率数据进行建模前, 首先要检验收益率数据的平稳情况, 采取了 ADF, PP, KPSS 三种检验方法, 其中 ADF 和 PP 方法的 H_0 : 原始序列存在单位根, 而 KPSS 方法的 H_0 : 原始序列是平稳的, 检验结果如表 2 所示。

从表 2 可以看出, 9 只股票的 ADF 和 PP 方法的 p 值均为 0.01, 故拒绝原假设, 认为 9 只股票的收益率数据均是平稳的, KPSS 方法得到的 p 值均为 0.1, 不能拒绝原假设, 故认为原始序列是平稳的, 综上所述可知 9 只股票的收益率数据均为平稳序列。

4.4. 条件异方差检验

对 9 只股票的收益率序列建立均值方程: $r_t = \mu_t + \varepsilon_t$ 。

其中, r_t 为 t 时刻的股票收益率, μ_t 为条件均值, $\mu_t = u$ 为均值, ε_t 为随机干扰项。计算生成残差序列, 然后对残差平方进行 ARCH-LM 检验, LM 检验的基本思想为: 如果残差序列表现出异方差性, 那么残差平方序列之间有相关关系。 H_0 : 残差平方序列之间互不相关, H_1 : 残差平方序列存在异方差性。当检验 p 值小于指定的概率值时, 拒绝 H_0 , 则该残差平方序列之间有相关关系。

根据 LM 检验得到的 9 只股票的 p 值如表 3 所示, 从表中可以看出 9 只股票的 p 值都非常小, 拒绝

Table 2. ADF, PP, KPSS Test**表 2.** ADF、PP、KPSS 单位根检验表

股票	ADF 检验	PP 检验	KPSS 检验
远兴能源	0.01	0.01	0.1
上汽集团	0.01	0.01	0.1
平安银行	0.01	0.01	0.1
科伦药业	0.01	0.01	0.1
巨轮智能	0.01	0.01	0.1
煌上煌	0.01	0.01	0.1
阳光电源	0.01	0.01	0.1
同花顺	0.01	0.01	0.1
上海钢联	0.01	0.01	0.1

Table 3. LM Test**表 3.** LM 检验(拉格朗日乘子检验)

股票	LM 检验
远兴能源	<2.2e-16
上汽集团	<2.2e-16
平安银行	<2.2e-16
科伦药业	<2.2e-16
巨轮智能	<2.2e-16
煌上煌	<2.2e-16
阳光电源	<2.2e-16
同花顺	<2.2e-16
上海钢联	<2.2e-16

原假设, 认为这 9 只股票的残差平方序列之间有明显的相关性, 即收益率残差序列存在 ARCH 效应。

4.5. 基于 GARCH 族类模型的 VaR 计算

首先基于 GARCH 族类模型计算 VaR, 根据上述对于 GARCH 族模型方法的介绍, 运用 GARCH 族模型对 9 只股票的收益率数据进行分析, 尝试 GARCH(1,1), ARCH(1), EGARCH(1,1)模型, 以 AIC 准则和系数显著性为判断标准, 发现 GARCH(1,1)模型的 AIC 最小, 系数估计均显著, 对拟合模型的残差和残差的平方进行白噪声检验, 发现其均不拒绝原假设, 故认为拟合模型的残差序列为白噪声序列且没有 ARCH 效应, 故选取 GARCH(1,1)模型对 9 只股票数据进行分析。

根据上文对 9 只收益率数据的基本特征分析, 可以看出 9 只股票的收益率数据均不满足正态分布的特征, 且分布呈现尖峰厚尾的特征, 尝试采用 t 分布对样本数据进行拟合, 得到的 t 分布的自由度的估计值如表 5 所示, 为进一步检验收益率数据是否服从 t 分布, 采取了 KS 检验方法, 这一检验方法通过样本数据的经验分布函数和假定的分布形式对比, 若两种分布形态的差异较小, 则认为该样本满足指定的分

布形式。 H_0 : 样本的分布形式满足指定的分布形式, H_1 : 样本的分布形式不满足指定的分布形式[9]。对于 9 只股票的收益率数据进行 KS 检验, 得到的 p 值如表 4 所示, 从表可以看出 p 值均相对较大, 不拒绝原假设, 认为 9 只股票的收益率数据服从 t 分布。

应用 t-GARCH(1,1)模型对 9 只股票的收益率数据进行建模。本文使用 R 软件在 95% 的显著水平下对模型参数进行估计, 得到 t-GARCH(1,1)模型各个参数的估计如表 5 所示。

t-GARCH(1,1)模型:

$$r_t = \mu_t + \varepsilon_t$$

$$\sigma_t^2 = \omega + \alpha \varepsilon_{t-1}^2 + \beta \sigma_{t-1}^2$$

接下来, 根据上述估计的 t-GARCH(1,1)模型来计算 9 只股票的收益率分布的风险价值。其中 VaR 的计算公式为: $\text{VaR}_{t+1} = \sigma_{t+1|t} F_{1-\alpha}^{-1}(r_t, \theta)$, 其中: $\sigma_{t+1|t}$ 为给定时刻 t 下预测 $t+1$ 时刻的条件标准差, $F_{1-\alpha}^{-1}(r_t, \theta)$ 为在置信水平 $1-\alpha$ 下待估参数为 θ 的 t 分布的下 α 分位数, r_t 为 t 时刻的收益率数据, θ 为 t 分布的待估参数, $1-\alpha$ 为给定的置信水平[5]。由此得到在置信水平 95% 下, 9 只股票的 VaR 值如表 6 所示。

Table 4. KS Test
表 4. KS 检验

股票	LM 检验
远兴能源	0.8345
上汽集团	0.9726
平安银行	0.8654
科伦药业	0.9495
巨轮智能	0.8768
煌上煌	0.7985
阳光电源	0.9345
同花顺	0.8334
上海钢联	0.7125

Table 5. t-GARCH(1,1) Model
表 5. t-GARCH(1,1)模型参数估计

	mu	omega	alpha	beta	v
远兴能源	-6.6414e-04	7.2061e-06	8.6317e-02	8.9572e-01	3.418998
上汽集团	1.1538e-03	1.5648e-05	5.9889e-02	8.7496e-01	3.374611
平安银行	1.593e-04	1.998e-06	6.670e-02	9.256e-01	2.027536
科伦药业	6.539e-04	3.475e-06	5.704e-02	9.310e-01	3.51103
巨轮智能	-1.477e-03	6.862e-06	7.326e-02	8.999e-01	2.00036
煌上煌	-2.243e-04	5.511e-05	1.006e-01	8.556e-01	2.166822
阳光电源	-1.451e-04	5.554e-06	5.117e-02	9.392e-01	2.213234
同花顺	-8.699e-04	7.553e-06	4.137e-02	9.432e-01	2.182687
上海钢联	-7.8712e-04	1.3379e-05	3.784e-02	9.385e-01	3.256325

Table 6. Caculation of VaR by t-GARCH(1,1) Model
表 6. 基于 t-GARCH(1,1)模型的 9 只股票的 VaR 估计

股票	VaR
远兴能源	0.035367
上汽集团	0.027326
平安银行	0.023581
科伦药业	0.031007
巨轮智能	0.032416
煌上煌	0.059388
阳关电源	0.045738
同花顺	0.046519
上海钢联	0.047469

4.6. 基于分位数回归方法的 VaR 的计算

基于 VaR 的定义, 我们可以看出 VaR 相当于在给定置信水平下一组收益率数据的条件分位点, 因此提出了建立分位数回归模型计算 VaR, 本文选取 Quantile-ARCH(1)模型对于 9 只股票的收益率的 VaR 进行计算。

其中 Quantile-ARCH(1)为:

$$r_t = \mu_t + \varepsilon_t$$

$$\varepsilon_t = (\gamma_0 + \gamma_1 |\varepsilon_{t-1}|) u_t$$

其中 μ_t 为收益率 r_t 的均值, u_t 为一组独立同分布的随机变量且其均值为 0, 方差为常数, γ_0 和 γ_1 为未知参数。根据前面介绍的分位数回归方法, 在给定信息集 F_{t-1} 下, 关于 Quantile-ARCH(1)模型中因变量 r_t 的 α 条件分位数为 $Q_\alpha(r_t | F_{t-1})$, 而已知 VaR 的定义为: $\text{prob}(y_t < -\text{VaR} | F_{t-1}) = \alpha$, 则可以得到在置信水平 $1-\alpha$, VaR 的计算公式为: $\text{VaR}_t(\alpha) = -Q_\alpha(r_t | F_{t-1}) = -\mu_t - Q_\alpha(\varepsilon_t | F_{t-1}) = -\mu_t - \gamma_0 Q_\alpha(u_t) - \gamma_1 Q_\alpha(u_t) |\varepsilon_{t-1}|$, 得到 9 只股票的 VaR 估计值如表 7 所示。

4.7. 两种 VaR 计算模型的比较

绘制两种模型计算得到的 95%置信水平下的各时刻 VaR 值与实际值之间的相互关系图, 具体图像见附图 1~附图 9。本文以平安银行的收益率数据为例, 如图 1 所示, 横坐标表示收益率数据时间, 纵轴表示股票的收益率, 黑线表示平安银行收益率数据的时序图, 其中绿线部分表示运用分位数回归模型计算的 VaR 值, 红线部分表示运用 GARCH 族模型方法计算出的 VaR 值。由图可以看出, 两种模型都可以较好的覆盖掉收益率数据的最大损失, 且两种 VaR 模型估计曲线都基本位于收益率数据的下方, 且在收益率波动时, 两种 VaR 模型估计曲线也随之剧烈波动, 能很好反映收益率的变动情况, 及时反映出市场变化。由此可以看出, 运用 Quantile-ARCH(1)模型计算的 VaR 和市场收益率的拟合度比运用 t-GARCH(1,1)模型计算出的 VaR 的拟合度高, 故分位数回归模型更适用于度量大陆股市风险。

为进一步探究两种模型的有效性, 进而判断 VaR 计算方法的准确率。本文选择了失败率检验法和似然比检验两种方法, 来对 VaR 计算模型的准确性进行探究。

假定在 $1-\alpha$ 置信水平下, 观察天数为 n , 实际损失大于 VaR 的序列记为 $Y_t, t=1, 2, \dots, n$, 当实际损失

Table 7. Caculation of VaR by Quantile-ARCH(1) Model
表 7. 基于分位数回归方法的 9 只股票的 VaR 估计值

股票	VaR
远兴能源	0.036356
上汽集团	0.020879
平安银行	0.019783
科伦药业	0.025667
巨轮智能	0.031275
煌上煌	0.048739
阳光电源	0.046089
同花顺	0.037674
上海钢联	0.037418

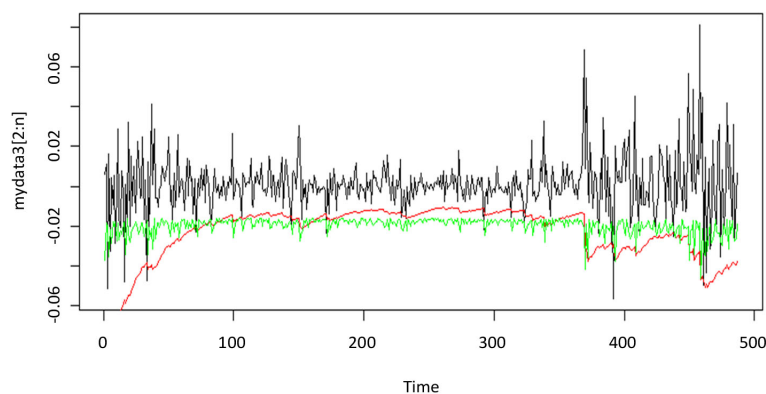


Figure 1. Yield curve & t-GARCH(1,1) VaR & Quantile-ARCH(1) VaR
图 1. 平安银行收益率与 t-GARCH(1,1)模型及 Quantile-ARCH(1)模型预测的 VaR 对比

大于 VaR 值时, Y_t 为 1, 当实际损失小于 VaR 值时, Y_t 为 0, 则失败天数 N 为: $N = \sum_{t=1}^n Y_t$, 失败率 $p = N/n$ 。

检验 VaR 模型的准确性即为检验失败率 p 是否显著不等于 p^* , 其中原假设 $H_0: p = p^*$, p^* 为给定的值。Kupiec 在 1995 年提出了对零假设最合适的似然比检验, 如下[10][11]:

$$LR = 2 \ln \left[\left(1 - N/n \right)^{n-N} \left(N/n \right)^N \right] - 2 \ln \left[\left(1 - p^* \right)^{n-N} \left(p^* \right)^N \right] \sim \chi^2(1)$$

若 LR 统计量大于给定显著水平下 $\chi^2(1)$ 的数值, 则不接受原假设, 认为 VaR 的计算方法不具有可行性, 反之, 则接受原假设, 认为该估计方法具有可行性。

本文主要通过 LR 统计量和失败率两种方法来判定两种模型的可行性以及 VaR 的准确性。在 95% 的置信水平下, 若 $0.001 < LR < 5.024$ 时, 不拒绝原假设; 反之, 拒绝原假设。若失败率与给定 α 值相差越小, 则说明模型越准确。通过 R 软件计算出了, 在显著为 95% 的情况下, 基于 t-GARCH(1,1)模型和基于 Quantile-ARCH(1)模型计算的 9 只股票 VaR 的 LR 统计量, 其结果如表 8 所示。从表 8 可以看出两种模型的 LR 均位于接受域内, 均不拒绝原假设, 故认为两种模型均可以计算 9 只股票的 VaR, 但从失败率可以看出, 大部分股票基于 Quantile-ARCH(1)模型计算的 VaR 的失败率与指定的 α 值更为接近, 故认为

Table 8. Comparison of two models
表 8. 两种模型的效果比较

	t-GARCH(1,1)模型		Quantile-ARCH(1)模型	
	失败频率	LR 统计量	失败频率	LR 统计量
远兴能源	0.045082	0.256613	0.040984	0.887594
上汽集团	0.030738	4.393332	0.057377	0.534825
平安银行	0.032787	3.447468	0.057377	0.534825
科伦药业	0.034836	2.630923	0.053279	0.108226
巨轮智能	0.045352	0.206802	0.045351	0.206802
煌上煌	0.041841	0.707552	0.052301	0.052535
阳光电源	0.049689	0.001006	0.049699	0.001059
同花顺	0.045175	0.246383	0.053388	0.115255
上海钢联	0.032338	3.001156	0.049751	0.001522

基于 Quantile-ARCH(1)模型计算的 VaR 比基于 t-GARCH(1,1)模型计算的 VaR 更准确。

5. 结论

本文对来自主板市场, 中小板市场, 创业板市场的 9 只股票收益率数据应用 t-GARCH(1,1)模型和 Quantile-ARCH(1)模型两种方法估计其 VaR, 并使用似然比检验法和失败率检验法方法对模型估计 VaR 的有效性和准确性进行了比较。通过研究分析得到以下结论:

根据对 9 只股票的基本的统计特征分析可以看出, 9 只股票均不服从正态分布, 表现出尖峰厚尾的分布特征, 而不同市场的股票间也存在很大的差异, 从股票收益率的时序图可以看出, 其波动幅度最大的是创业板市场的股票, 其次是中小板市场的股票, 最后是主板市场的股票。由于主板市场是我国资本市场的重要组成部分, 其上市标准对于股票市场发行人的要求较高, 而中小板市场一般指的是股票市场发行人不满足主板市场上市要求的企业。创业板市场的公司主要从事高新技术产业, 有着很好的发展前景, 但公司人数较少且创立时间较短, 创业板市场是小公司聚集最多的市场, 故其股价的波动幅度最大, 进而会影响到股票收益率的变动情况, 面临的风险也较其他市场更大。

而从后文的实证分析表 6 和表 7 也可以看出, 风险较小的为主板市场的平安银行和上汽集团两只股票。主板市场的公司具有一定的公司规模, 且资金总额多, 故总体发展较稳定。而风险最大的为中小板市场的煌上煌股票, 这说明股票风险的大小不仅与其所处的市场有关, 也与其所处行业有关, 餐饮业所必须的原材料与自然条件密切相关, 有可能在特定时段存在无法预估的风险, 同时, 近年来, 在严控“三公”消费的背景下, 一部分高端的餐饮企业的收益出现一定幅度的下滑。因此, 在评估股票风险时, 不光要考虑 VaR 值的大小, 还要和其所处市场及行业特征相结合, 更加合理有效的选股。

通过对 t-GARCH(1,1)模型和 Quantile-ARCH(1)分位数回归模型的 VaR 比较, 可以看出分位数回归模型计算 VaR 更为精确, 分位数回归模型不需要对收益率的分布进行假设, 且无需对异方差性进行处理, 可以更好的反映我国证券市场的风险情况。

参考文献

- [1] 叶五一. VaR 与 CVaR 的估计方法以及在风险管理中的应用[D]: [博士学位论文]. 合肥: 中国科学技术大学,

2006.

- [2] 龚锐. 在险价值(VaR)方法在中国金融市场风险度量中的应用[D]: [硕士学位论文]. 重庆: 重庆大学, 2005.
- [3] 刘庆富, 仲伟俊, 梅姝娥. 基于 VaR-GARCH 模型族的我国期铜市场风险度量研究[J]. 系统工程学报, 2006(21): 429-433.
- [4] 张珏. 基于分位数回归模型的证券市场风险研究[J]. 统计与决策, 2011(9): 61-63.
- [5] 解其昌. 分位数回归方法及其在金融市场风险价值预测中的应用[D]: [博士学位论文]. 成都: 西南财经大学, 2012.
- [6] 涂振兴. 基于分位数回归 VaR 模型对中国证券市场的研究[D]: [硕士学位论文]. 成都: 西南财经大学, 2016.
- [7] 张成. 基于分位数回归的金融风险管理[D]: [硕士学位论文]. 成都: 西南交通大学, 2016.
- [8] Jonathan D. Cryer, Kung-Sik Chan. 时间序列分析及应用 R 语言[M]. 北京: 机械工业出版社, 2011.
- [9] 王星, 褚挺进. 非参数统计(第 2 版)[M]. 北京: 清华大学出版社, 2009.
- [10] 叶五一, 缪柏其, 吴振翔. 基于 Bootstrap 方法的 VaR 计算[J]. 系统工程学报, 2004, 19(5): 528-531.
- [11] 杨夫立. 证券投资基金市场风险度量研究-基于 GARCH 模型、VaR 及 CVaR 方法与 Copula 函数的视角[D]: [博士学位论文]. 天津: 南开大学, 2012.

附录

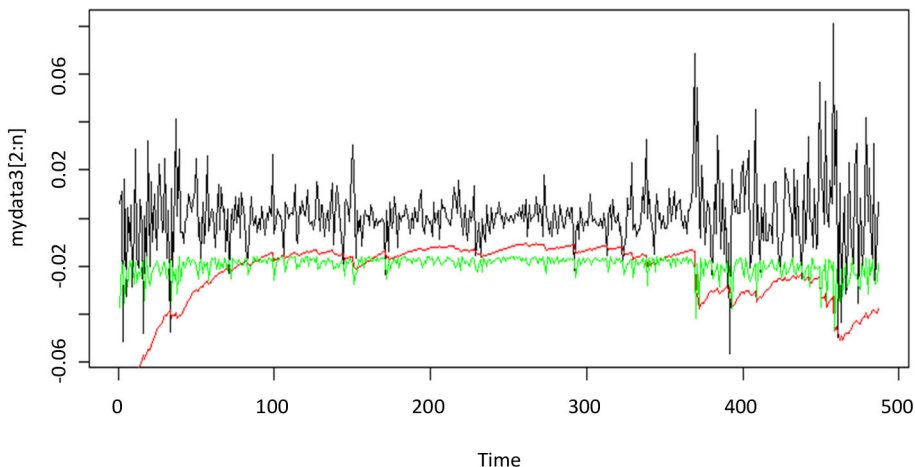


Figure 1. Yield curve & t-GARCH(1,1) VaR & Quantile-ARCH(1) VaR

图 1. 平安银行收益率与 t-GARCH(1,1)模型及 Quantile-ARCH(1)模型预测的 VaR 对比

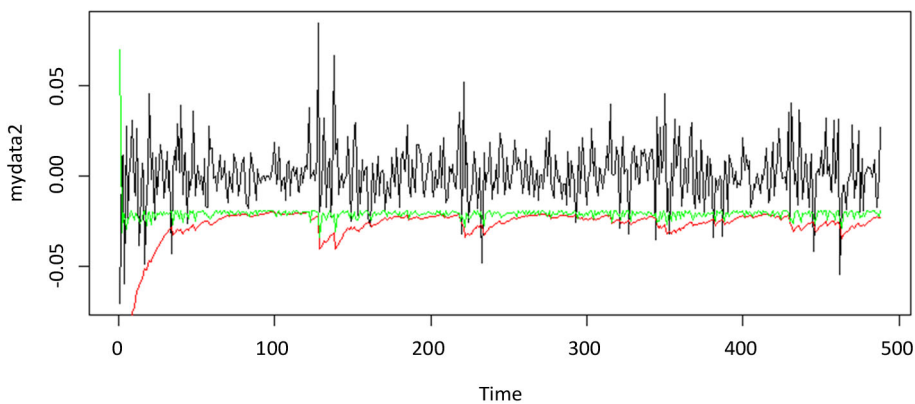


Figure 2. Yield curve & t-GARCH(1,1) VaR & Quantile-ARCH(1) VaR

图 2. 上汽集团收益率与 t-GARCH(1,1)模型及 Quantile-ARCH(1)模型预测的 VaR 对比

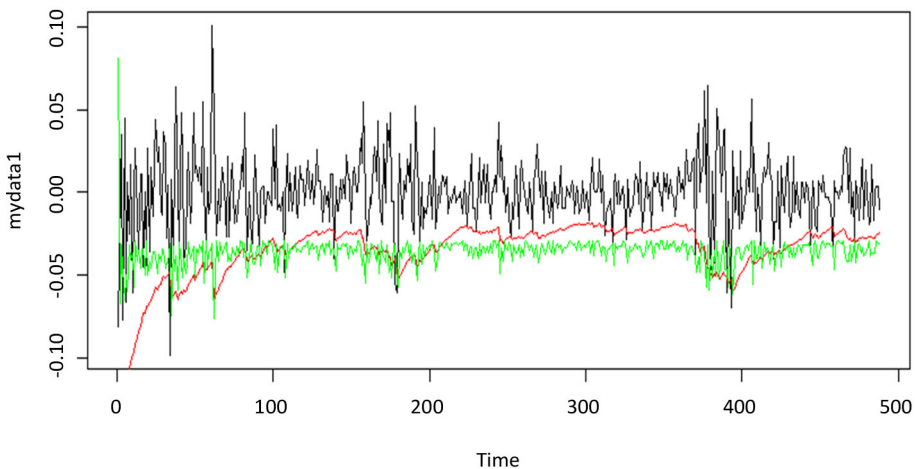


Figure 3. Yield curve & t-GARCH(1,1) VaR & Quantile-ARCH(1) VaR

图 3. 远兴能源收益率与 t-GARCH(1,1)模型及 Quantile-ARCH(1)模型预测的 VaR 对比

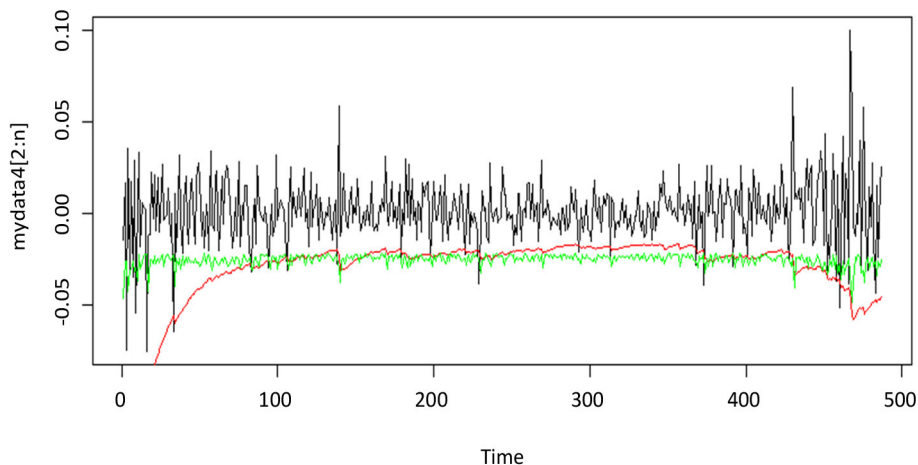


Figure 4. Yield curve & t-GARCH(1,1) VaR & Quantile-ARCH(1) VaR

图 4. 科伦药业收益率与 t-GARCH(1,1)模型及 Quantile-ARCH(1)模型预测的 VaR 对比

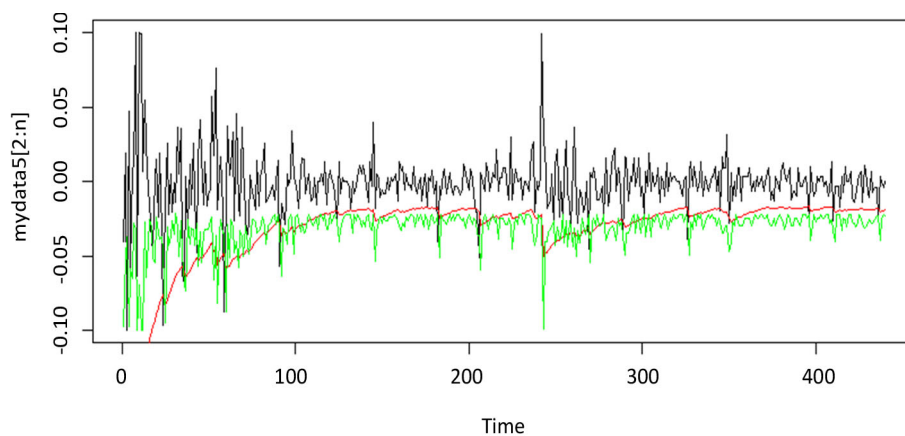


Figure 5. Yield curve & t-GARCH(1,1) VaR & Quantile-ARCH(1) VaR

图 5. 巨轮智能收益率与 t-GARCH(1,1)模型及 Quantile-ARCH(1)模型预测的 VaR 对比

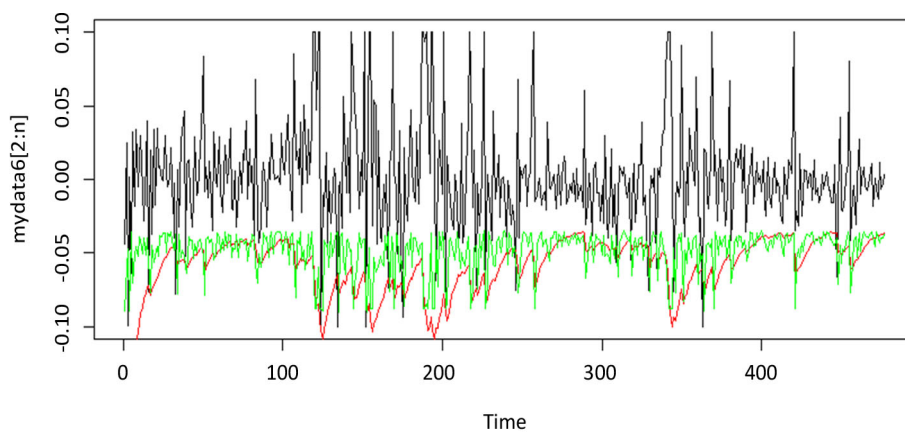


Figure 6. Yield curve & t-GARCH(1,1) VaR & Quantile-ARCH(1) VaR

图 6. 煌上煌收益率与 t-GARCH(1,1)模型及 Quantile-ARCH(1)模型预测的 VaR 对比

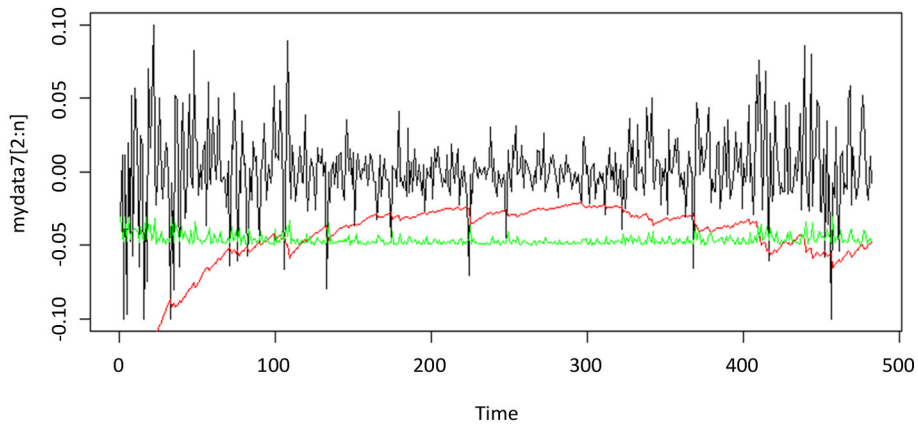


Figure 7. Yield curve & t-GARCH(1,1) VaR & Quantile-ARCH(1) VaR
图 7. 阳光电源收益率与 t-GARCH(1,1)模型及 Quantile-ARCH(1)模型预测的 VaR 对比

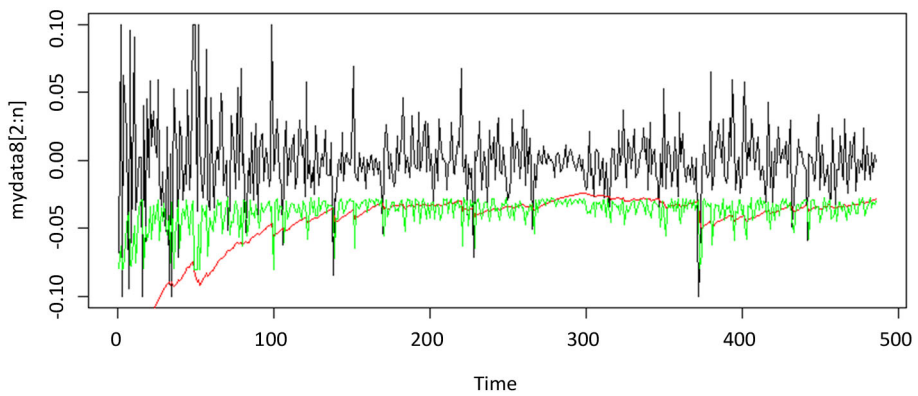


Figure 8. Yield curve & t-GARCH(1,1) VaR & Quantile-ARCH(1) VaR
图 8. 同花顺收益率与 t-GARCH(1,1)模型及 Quantile-ARCH(1)模型预测的 VaR 对比

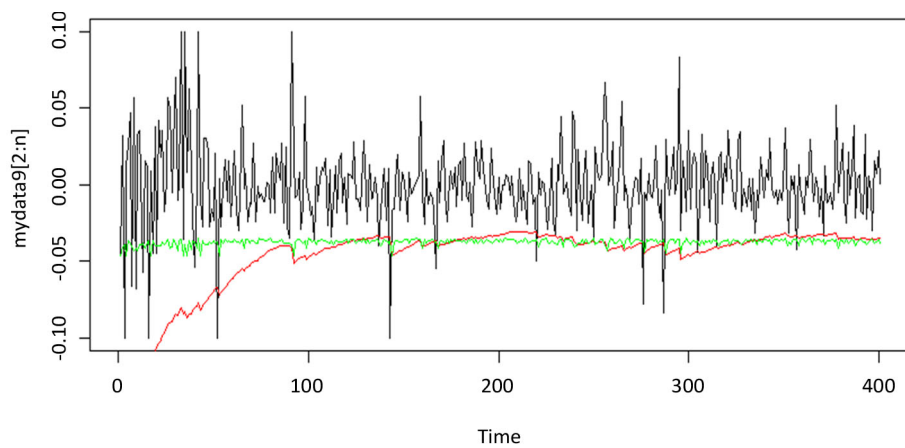


Figure 9. Yield curve & t-GARCH(1,1) VaR & Quantile-ARCH(1) VaR
图 9. 上海钢联收益率与 t-GARCH(1,1)模型及 Quantile-ARCH(1)模型预测的 VaR 对比

知网检索的两种方式：

1. 打开知网页面 <http://kns.cnki.net/kns/brief/result.aspx?dbPrefix=WWJD>
下拉列表框选择：[ISSN]，输入期刊 ISSN：2325-2251，即可查询
2. 打开知网首页 <http://cnki.net/>
左侧“国际文献总库”进入，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：sa@hanspub.org