

基金投资风险的实证研究

——基于GARCH_VaR模型

马晓龙, 杨 慧

南京林业大学经济管理学院, 江苏 南京

收稿日期: 2025年3月14日; 录用日期: 2025年3月27日; 发布日期: 2025年4月30日

摘 要

随着金融市场的迅速发展, 基金行业市场规模不断增长, 截至2024年底, 公募基金管理总规模已突破32万亿元。准确有效测量基金的投资风险, 对于基金市场的稳健发展以及基金投资者进行合理的资产配置具有重要作用。本文选取了安信价值精选股票(000577.OF)、华夏中证500ETF联接A (001052.OF)、国泰安康定期支付混合A (000367.OF)等不同投资类型和规模的9支样本基金自2017年11月至2022年2月的单位净值数据, 利用VaR值来衡量基金风险。根据基金收益率序列“尖峰后尾”、“波动聚集”的特性, 建立了GARCH_VaR模型, 在正态分布和可以调整尾部参数的t分布、GED分布三种假设条件下, 分别计算出各只基金的日VaR值, 并应用Kupiec失败率检法对计算出的VaR值的进行检验, 据此对不同分布假设条件下的模型进行评价, 结果显示不同类型的基金风险差异较大, GED分布假设条件下的模型VaR估计更为准确, 更能准确反映基金风险。

关键词

基金风险, GARCH, VaR, Kupiec失败率检验

An Empirical Study on Fund Investment Risk

—Based on GARCH_VaR Model

Xiaolong Ma, Hui Yang

College of Economics and Management, Nanjing Forestry University, Nanjing Jiangsu

Received: Mar. 14th, 2025; accepted: Mar. 27th, 2025; published: Apr. 30th, 2025

Abstract

With the rapid development of the financial market, the market size of the fund industry continues to grow. As of the end of 2024, the total managed size of public funds has exceeded 32 trillion yuan.

文章引用: 马晓龙, 杨慧. 基金投资风险的实证研究[J]. 电子商务评论, 2025, 14(4): 2762-2775.
DOI: 10.12677/ecl.2025.1441190

Accurately and effectively measuring the investment risk of funds plays an important role in the stable development of the fund market and the rational asset allocation of fund investors. This article selects the unit net asset value data of 9 sample funds with different investment types and scales, including Anxin Value Selected Stock (000577.OF), Huaxia CSI 500 ETF Connect A (001052.OF), and Guotai Ankang Regular Payment Hybrid A (000367.OF), from November 2017 to February 2022, and uses VaR value to measure fund risk. Based on the characteristics of “peak after tail” and “volatility aggregation” in fund return sequences, a GARCH_VaR model was established. Under three assumptions: normal distribution, t-distribution with adjustable tail parameters, and GED distribution, the daily VaR values of each fund were calculated, and the Kupiec failure rate test was applied to test the calculated VaR values. Based on this, the models under different distribution assumptions were evaluated. The results showed that there were significant differences in risk among different types of funds, and the VaR estimation of the model under the GED distribution assumption was more accurate and could better reflect fund risk.

Keywords

Fund Risk, GARCH, VaR, Kupiec Failure Rate Test

Copyright © 2025 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

随着中国基金市场的迅速发展, 类型和数量不断增加, 市场所面临的风险也日益凸显。根据中国证券投资基金业协会的数据, 截至 2025 年初, 公募基金资产净值已达 31.93 万元。准确有效测量基金的投资风险, 对于基金市场的稳健发展具有重要作用, 对于基金投资者进行合理的资产配置也非常关键。

VaR 是十分普遍的风险度量方法, 在 20 世纪 90 年代由 JP. Morgan 首先提出。VaR 模型由于概念简单, 容易理解和计算, 使用单一指标对风险进行衡量, 具有直观性, 简单有效, 易于理解, 广泛地应用于风险度量, 被众多金融机构和投资者采用。此外, 通过对不同的置信区间的选择可以得到不同的最大损失规模, 便于投资者了解在不同可能程度上的风险大小。

GARCH 模型由 Bollerlev (1986) 在 Engle (1982) 提出的 ARCH 模型的基础上发展而来, 并广泛应用于经济金融领域。ARCH 模型认为扰动项 u_t 的条件方差依赖于前期值 u_{t-1} 的大小, 但在实际研究中尤其是金融领域中经常发现, 扰动项 u_t 的条件方差不仅受到前期 u_{t-1} 而且依赖于更多期之前的扰动项, 这就要求 ARCH 模型要估计很多的参数, 但是估计较多参数时, 在实践中很难较好地得到处理, 而 GARCH 模型可以很好地克服 ARCH 模型的问题。

根据基金收益率的“尖峰厚尾”性和“波动聚集”性, 建立基于 GARCH 模型下的 VaR 计算模型。在正态分布、t 分布、GED 分布三种假设条件下, 分别计算出各只样本基金的 VaR 值, 并应用 Kupiec 失败率检法对计算出的 VaR 值进行检验, 据此对不同分布假设条件下的模型进行评价, 找出度量风险最为准确的模型。

从实际应用方面考虑, 利用该模型估计基金的 VaR 值, 非常直观且简单有效, 易于理解, 即使不是从事金融风险管理专业人员, 也能通过 VaR 值来判断风险暴露情况。政府监管部门也可通过该方法对基金市场的风险进行监管, 从而促进我国基金市场的健康发展。

2. 文献综述

在 VaR 的研究方面, VaR 最早由 J.P. Morgen 集团提出(1995) [1]。Jorion (1996) 较为完善地定义了

VaR 并分析了其计算方法[2]。Kupiec (1995)给出了 VaR 模型的检验和评价方法[3]。郑文通(1997)和刘兴权等(1999)是国内较早研究 VaR 的学者, 在上世纪 90 年代就开始了 VaR 进行研究, 认为 VaR 可以简明的表示出风险的大小, 可应用于金融机构的业绩评估和金融监管, 对于我国金融市场建设有积极意义[4][5]。范英(2000)通过分析认为运用 VaR 方法评估我国股票投资风险是可行的[6]。

在 GARCH 模型方面, Eagle (1982)开始用 ARCH 模型来研究随着时间改变的条件异方差, 刻画预测误差的条件方差中可能存在的相关性[7]。Bollerslew (1986)在经过大量数据分析和研究后, 在 ARCH 模型的基础上, 提出了 GARCH 模型, 成为金融时间序列研究中的一种常用方法[8]。

在基于 GARCH 模型的 VaR 计算方面, 陈守东和俞世典(2002)建立了基于不同分布假设下的 GARCH 模型进行计算 VaR, 表明用 t 分布和 GED 分布假定下的模型能够更好地反映出沪深股市收益率的风险特征[9]; 吴慧慧(2013)分别计算了基于 ARMA 模型的 VaR 值和基于 t 分布的 GARCH-M 模型的 VaR 值, 并分别应用 Kupiec 提出的 LR 检验方法做准确性检验, 结果表明基于 t 分布的 GARCH-M 模型的 VaR 值更准确[10]; 翟普珠(2013)认为 GED 分布假设下的 EGARCH 模型度量基金风险更为准确合理[11]; 王扬(2015)通过对样本数据的分析, 得出在 t 分布的假设下的模型存在高估风险的问题, 在正态分布、GED 分布下的模型对 VaR 的估计更为合理[12]; 王亚军和李星野(2015)通过分析认为基于 GARCH 模型计算的 VaR 比传统静态的 VaR 更为准确, 基于 GED 分布假设计算的 VaR 对基金风险的度量更真实[13]; 田原珺(2016)以上海和深圳股票市场为研究对象, 认为 GARCH 类模型可以描述沪深股市收益率序列的波动特征[14]; 宋沁鸽和李阳(2021)通过实证分析表明开放式基金的收益率序列波动聚集性和尖峰厚尾的特性, 并建立 GED 分布下的 GARCH 模型度量基金风险[15]。

前人的研究表明金融数据序列通常具有“波动聚集”和“尖峰厚尾”的特性, 而 GARCH 类模型能很好地描述这种特性; t 分布和 GED 分布比正态分布在描述收益率序列方面有更好的表现。本文在前人研究的基础上, 建立了基于 GARCH_VaR 模型, 在 t 分布、GED 分布、正态分布三种假设条件下, 分别计算出各只基金的 VaR 值, 并应用 Kupiec 失败率检验法对计算出的各只样本基金的 VaR 值进行检验, 对各个模型所计算的 VaR 进行评价, 判断哪种分布假设下的模型更为准确有效。

3. GARCH 模型的理论分析和模型构建

ARCH 模型, 由美国经济学家 Engle 在 1982 年首次提出, ARCH 模型能准确地反映所观测序列方差随时间的变化, 被认为是计量经济学领域的重大创新。在 1986 年, Bollerslev 在 ARCH 模型的基础上提出 GARCH 模型。在实务中, 金融数据序列通常具有“波动聚集”和“尖峰厚尾”的特性, 并不呈现出标准正态分布的特点, GARCH 在对金融时间序列数据的处理中能很好地描述其特征。

3.1. ARCH 模型

ARCH 模型认为扰动项 u_t 的条件方差与其前期值 u_{t-1} 的大小的有关。

举例来说, 对于 k 变量回归模型:

$$y_t = \gamma_0 + \gamma_1 x_{1t} + \cdots + \gamma_k x_{kt} + u_t$$

若 $E(u_t) = 0$, 对 y_t 取基于 $t-1$ 时刻的信息的期望

$$E_{t-1} y_t = \gamma_0 + \gamma_1 x_{1t} + \gamma_2 x_{2t} + \cdots + \gamma_k x_{kt}$$

基于 $t-1$ 时刻的信息集合 Y_{t-1} 的 y_t 的条件方差

$$Y_{t-1} = \{y_{t-1}, y_{t-2}, \cdots, y_1\}$$

$$\text{Var} \left(\frac{y_t}{Y_{t-1}} \right) = E_{t-1} (y_t - \gamma_0 - \gamma_1 x_{1t} - \cdots - \gamma_k x_{kt})^2 = E_{t-1} u_t^2$$

可能是由于 u_t 存在自回归结构, y_t 的条件方差不是固定的。

在 $t-1$ 时刻的全部信息的条件下, 扰动项的平方 u_t^2 服从 AR(1) 过程:

$$u_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 u_{t-1}^2 + \varepsilon_t$$

u_t 的条件方差 σ_t^2 由两部分组成: 常数项 α_0 和扰动项平方 u_{t-1}^2 , ε_t 是白噪声过程, $E(\varepsilon_t) = 0$; $E(\varepsilon_t \varepsilon_s) = \lambda^2, t = s$; $E(\varepsilon_t \varepsilon_s) = 0, t \neq s$ 。 u_t 的条件分布为: $u_t \sim N[0, (\alpha_0 + \alpha_1 u_{t-1}^2)]$

由于 u_t 的条件方差 σ_t^2 只依赖于 u_{t-1}^2 的影响, 称为 ARCH(1) 过程。则 ARCH(P) 过程可表示为:

$$\text{var}(u_t) = \sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 u_{t-1}^2 + \alpha_2 u_{t-2}^2 + \cdots + \alpha_p u_{t-p}^2$$

在 ARCH(P) 过程中, 要求 $\text{var}(u_t) = \sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 u_{t-1}^2 + \alpha_2 u_{t-2}^2 + \cdots + \alpha_p u_{t-p}^2 > 0$ 。

为使 u_t^2 协方差平稳, $1 - \alpha_1 z - \alpha_2 z^2 - \cdots - \alpha_p z^p = 0$ 的根要全部位于单位圆外。如果 $\alpha_i \geq 0 (i = 1, 2, \cdots, p)$, $1 - \alpha_1 z - \alpha_2 z^2 - \cdots - \alpha_p z^p = 0$ 等价与 $\alpha_1 + \alpha_2 + \cdots + \alpha_p < 1$ 。

若 u_t 的条件方差中不存在自相关, $\alpha_1 = \alpha_2 = \cdots = \alpha_p = 0$, $\text{var}(u_t) = \sigma^2 = \alpha_0$ 。

3.2. GARCH 模型的一般形式

广义自回归模型, GARCH(p, q) 模型可表示为:

$$y_t = \gamma_0 + \gamma_1 x_{1t} + \cdots + \gamma_k x_{kt} + u_t$$

$$u_t = \sigma_t v_t$$

$$\sigma_t^2 = \omega + \sum_{i=1}^p \beta_i \sigma_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^q \alpha_j u_{t-j}^2$$

其中:

$y_t = \gamma_0 + \gamma_1 x_{1t} + \cdots + \gamma_k x_{kt} + u_t$ 为均值方程; σ_t^2 为条件方差, v_t 为独立同分布的随机变量, 可假定为广义误差分布(GED 分布)、正态分布等;

$\sigma_t^2 = \omega + \sum_{i=1}^p \beta_i \sigma_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^q \alpha_j u_{t-j}^2$ 为条件方差方程, 由常数项: ω ; ARCH 项: $\sum_{j=1}^q \alpha_j u_{t-j}^2$; GARCH 项: $\sum_{i=1}^p \beta_i \sigma_{t-i}^2$, 上 p 期预测的方差; 参数满足 $\omega > 0$, $\alpha_j > 0 (j = 1, \cdots, q)$, $\beta_i > 0 (i = 1, \cdots, p)$, $\sum_{j=1}^q \alpha_j + \sum_{i=1}^p \beta_i < 1$ 。

3.3. 需要介绍的三种常用分布

1. 正态分布

概率密度函数为:

$$f(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left(-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}\right), (-\infty < x < +\infty, \sigma > 0)$$

记为 $N(\mu, \sigma^2)$ 。 $\mu = 0, \sigma = 1$ 时为标准正态分布, 概率密度函数为:

$$f(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{x^2}{2}\right), (-\infty < x < +\infty)$$

2. t 分布

概率密度函数为:

$$t_n(x) = \frac{\Gamma\left(\frac{n+1}{2}\right)}{\Gamma\left(\frac{n}{2}\right)\sqrt{n\pi}} \left(1 + \frac{x^2}{n}\right)^{-(n+1)/2}, (-\infty < x < +\infty)$$

式中 $\Gamma(\cdot)$ 为伽马函数(Gamma 函数), $\Gamma(x) = \int_0^{+\infty} t^{x-1} e^{-t} dt$ 。

3. GED 分布

GED 分布即广义误差分布

概率密度函数为:

$$f(x, v) = \frac{v\Gamma\left(\frac{2}{v}\right)^{1/2}}{2\Gamma\left(\frac{2}{v}\right)^{3/2}} \exp\left[-|x|^v \left(\frac{\Gamma\left(\frac{3}{v}\right)}{\Gamma\left(\frac{1}{v}\right)}\right)^{v/2}\right]$$

也可表示为:

$$f(x) = \frac{v}{\lambda 2^{\left(1+\frac{1}{v}\right)} \Gamma\left(\frac{1}{v}\right)} e^{\left[-\frac{1}{2} \left|x/\lambda\right|^v\right]}, \lambda = \left[2^{\frac{-2}{v}} \Gamma\left(\frac{1}{v}\right) \Gamma\left(\frac{3}{v}\right)\right]^{1/2}$$

式中 $\Gamma(\cdot)$ 同为伽马函数, $\Gamma(x) = \int_0^{+\infty} t^{x-1} e^{-t} dt$ 。

4. 三种分布之间的联系

随着自由度的增加, t 概率密度函数越平缓, 与标准正态分布的形态越来越接近, 当 t 分布自由度为 30 时, t 分布图像几乎与标准正态分布图像重合。

GED 分布与正态分布之间也有紧密的联系, 参数 v 控制着 GED 分布的形状, 参数确保随机变量的方差总值为 1。当 $v=2$ 时, GED 分布呈现正态分布的形态; 与正态分布相比, 当 $v<2$ 时, 有更厚的尾部; 当 $v>2$ 时尾部较薄。

4. 实证分析

4.1. 基金样本和数据选取

本文主要是以基金因市场价格因素变动而造成的市场风险作为研究对象, 在基金样本的选择方面, 根据投资类型的不同, 主要选取股票型和混合型基金。由于债券型基金和货币型基金受市场波动影响较小, 因此剔除这两类基金。

结合基金的投资类型, 选取基金成立日在 2017 年之前, 基金规模大于 1.5 亿、近三年年化收益率大于 8%, 选取了如下 9 支不同投资类型的基金。数据选取期间为 2017 年 11 月 28 日至 2022 年 2 月 25 日的单位净值数据, 共计 1031 个单位净值数据, 数据来源于同花顺 iFinD 中国基金数据浏览器和国泰安 (CSMAR) 数据库。

安信价值精选股票(000577.OF)、华夏中证 500ETF 联接 A (001052.OF)、华夏沪深 300ETF 联接 A (000051.OF)、广发轮动配置混合(000117.OF)、国泰安康定期支付混合 A (000367.OF)、华夏回报混合 A (002001.OF)、富国宏观策略灵活配置混合 A(0000029.OF)、光大保德信银发商机混合(000589.OF)、鹏华

环保产业股票(000409.OF)。

基金基本信息见表 1。

Table 1. Basic information of sample funds

表 1. 样本基金的基本信息

序号	基金代码	基金名称	成立日	规模/万元	投资类型
1	000577.OF	安信价值精选股票	2014-04-21	385,681.8412	普通股票型基金
2	000409.OF	鹏华环保产业股票	2014-03-07	114,670.765	普通股票型基金
3	001052.OF	华夏中证 500ETF 联接 A	2015-05-05	242,116.7751	被动指数型股票基金
4	000051.OF	华夏沪深 300ETF 联接 A	2009-07-10	1,195,545.69	被动指数型股票基金
5	000117.OF	广发轮动配置混合	2013-05-28	87,563.4997	偏股混合型基金
6	000367.OF	国泰安康定期支付混合 A	2014-04-30	63,229.8864	偏债混合型基金
7	002001.OF	华夏回报混合 A	2003-09-05	1,630,525.704	股债平衡型基金
8	000029.OF	富国宏观策略灵活配置混合 A	2013-04-12	71,061.4655	灵活配置型基金
9	000589.OF	光大保德信银发商机混合	2014-04-29	12,964.8566	偏股混合型基金

资料来源：同花顺 iFind 金融数据终端。

9 支样本基金资产配置情况如图 1。

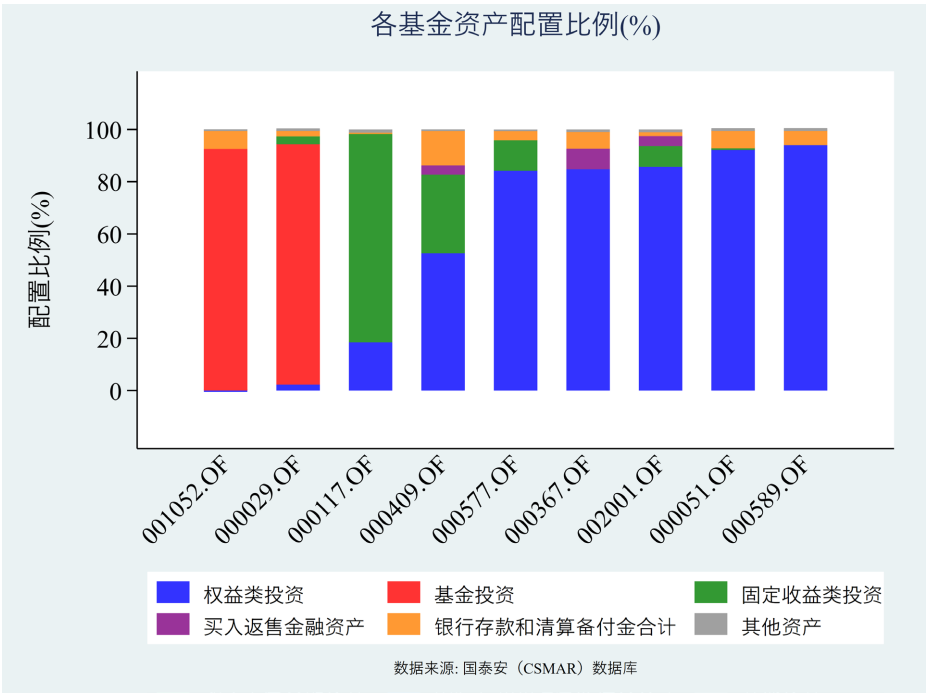


Figure 1. Asset allocation of sample funds

图 1. 样本基金的资产配置情况

本文主要是以基金因市场价格因素变动而造成的市场风险作为研究对象，为了避免过往分红的影响，以基金的单位净值作为分析对象，数据选取期间为 2017 年 11 月 28 日至 2022 年 2 月 25 日，共计 1031

个单位净值数据。基金的日收益率序列 $\{r_t\}$ 以下面这种方法计算:

$$r_t = \frac{P_t - P_{t-1}}{P_{t-1}}$$

4.2. 数据的统计学检验

4.2.1. 正态性检验

通过 Jarque-Bera 检验方法检验 9 支样本基金日收益率序列, JB 统计量表示为:

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

其中 n 为样本个数, S 表示偏度, K 表示峰度。通过 Eviews 软件计算 9 支样本基金收益率序列的偏度 S 、峰度 K 和 JB 统计量, 如表 2。

Table 2. Normality test results
表 2. 正态性检验结果

证券代码	Skewness	kurtosis	Jarque-Bera	Prob
000577.OF	-0.42123	5.029333	207.199	0.00
000409.OF	-0.32803	5.129669	213.1197	0.00
001052.OF	-0.95323	8.0859	1266.083	0.00
000051.OF	-0.51852	6.480264	565.9707	0.00
000117.OF	-0.52939	4.362451	127.7756	0.00
000367.OF	-0.27093	5.834528	357.4168	0.00
002001.OF	-0.54834	4.618643	164.0586	0.00
000029.OF	-0.46858	6.17091	469.2052	0.00
000589.OF	-0.43121	5.494668	299.0064	0.00

从表 2 中数据可以看出: 所选的 9 支样本基金日收益率数据的偏度均小于 0, 表明样本基金日收益率数据分布的形态相较于正态分布来说呈现左偏; 且峰度均大于 4, 相较于正态分布更为陡峭。从 JB 统计量来看, 伴随概率 Prob 值均为 0, 在任意合理的置信水平下, 均可认为样本基金日收益率数据不服从正态分布。

4.2.2. 平稳性检验

在应用 GARCH 模型研究对时间序列数据进行研究前, 首先要判断所研究的数据是否平稳, 本文应用 ADF 单位根检验来判断 9 支样本基金收益率系列的平稳性, 通过 Eviews 软件计算, 输出结果如表 3。

从表 3 中 ADF 检验结果, 1%显著水平下 t 统计量的值为-3.43649, 5%显著水平下 t 统计量的值为-2.86414, 10%显著水平下 t 统计量的值为-2.56821, 而所选样本基金的单位净值收益率序列的 t 统计量值均在-31 左右并且对应 P 值均为 0.00, 由此表明, 样本基金的收益率序列是平稳的。

Table 3. Stability test results
表 3. 平稳性检验结果

证券代码	t-Statistic	1% level	5% level	10% level	Prob.
000577.OF	-32.687	-3.43649	-2.86414	-2.56821	0.00
000409.OF	-31.9037	-3.43649	-2.86414	-2.56821	0.00
001052.OF	-32.185	-3.43649	-2.86414	-2.56821	0.00
000051.OF	-32.1728	-3.43649	-2.86414	-2.56821	0.00
000117.OF	-32.1027	-3.43649	-2.86414	-2.56821	0.00
000367.OF	-31.4233	-3.43649	-2.86414	-2.56821	0.00
002001.OF	-31.9373	-3.43649	-2.86414	-2.56821	0.00
000029.OF	-31.4604	-3.43649	-2.86414	-2.56821	0.00
000589.OF	-32.3281	-3.43649	-2.86414	-2.56821	0.00

Table 4. ARCH effect test
表 4. ARCH 效应检验

证券代码	F-statistic	Prob. F (3, 1023)	Obs*R-squared	Prob. Chi-Square (3)
000577.OF	9.997716	0.00	29.25277	0.00
000409.OF	11.73952	0.00	34.17956	0.00
001052.OF	4.102727	0.01	12.20941	0.01
000051.OF	4.362057	0.00	12.97141	0.00
000117.OF	9.220083	0.00	27.03736	0.00
000367.OF	14.92202	0.00	43.05694	0.00
002001.OF	14.36823	0.00	41.52361	0.00
000029.OF	37.58752	0.00	101.9642	0.00
000589.OF	5.973235	0.00	17.68007	0.00

F-statistic 和 Obs * R-squared 的伴随概率 Porb 值都小于 0.05，说明 9 支样本基金收益率序列均存在 ARCH 效应。

4.2.3. 自相关性检验

在建立 GARCH 模型前须判断出样本收益率序列的自相关性。对样本收益率序列进行自相关检验，自相关系数和偏自相关系数的绝对值均非常接近于 0。Q 统计量的伴随概率均大于 0.05。由此可以判断，9 支样本基金的收益率序列不存在自相关性。

4.2.4. ARCH 效应检验

建立 GARCH 模型要求收益率序列存在异方差性，本文用 ARCH-LM 法对样本基金收益率序列进行 ARCH 效应检验。首先对收益率序列建立一个简单的均值模型 $r_t = \mu + \varepsilon$ ，滞后阶数 $p = 3$ ，进行条件异方差检验，检验结果见表 4。

4.3. 模型建立及参数估计

4.3.1. 模型建立

在建立 GARCH 模型设置阶数时，不必设定太高的阶数，GARCH(1,1)模型就能够处理金融时间序列

中的异方差问题, 在现实研究中许多学者都选择使用 GARCH(1,1)模型, GARCH(1,1)模型可表示为:

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

其中 $r_t = \mu + u_t$ 为均值方程; $\sigma_t^2 = \omega + \beta \sigma_{t-1}^2 + \alpha u_{t-1}^2$ 为方差方程; v_t 为独立同分布的随机变量, 假设残差分别服从正态分布、t 分布、广义误差分布(GED)分布, 并分别建立 GARCH(1,1)-正态分布模型, GARCH(1,1)-t 分布模型, GARCH(1,1)-GED 分布模型。

4.3.2. 参数估计

GARCH(1,1)-正态分布模型参数估计如表 5 所示。

Table 5. Parameter estimation under normal distribution
表 5. 正态分布下参数估计

证券代码	μ	ω	α	β
000577.OF	6.62E-04	1.19E-05	0.099923	0.833369
000409.OF	6.66E-04	6.07E-06	0.076538	0.905815
001052.OF	3.11E-04	9.45E-06	0.127249	0.829943
000051.OF	2.19E-04	7.18E-06	0.106417	0.851996
000117.OF	6.70E-04	1.06E-05	0.078863	0.880208
000367.OF	2.66E-04	5.62E-07	0.11732	0.844589
002001.OF	2.40E-04	5.40E-06	0.104541	0.857217
000029.OF	2.15E-04	1.36E-06	0.500116	0.650768
000589.OF	7.72E-04	1.09E-05	0.097706	0.847791

GARCH(1,1)-t 分布模型参数估计如表 6 所示。

Table 6. Parameter estimation under t-distribution
表 6. t 分布下参数估计

证券代码	μ	ω	α	β	δ
000577.OF	7.75E-04	9.84E-06	0.078564	0.864916	8.080828
000409.OF	7.63E-04	3.58E-06	0.071737	0.920807	6.040944
001052.OF	5.83E-04	5.50E-06	0.061231	0.908238	5.181111
000051.OF	4.22E-04	5.75E-06	0.063229	0.899286	5.970642
000117.OF	1.07E-03	9.14E-06	0.077441	0.887497	9.181706
000367.OF	2.71E-04	5.79E-07	0.097854	0.859689	10.19635
002001.OF	4.64E-04	4.08E-06	0.096327	0.876324	7.504854
000029.OF	3.69E-05	3.19E-07	0.581404	0.663179	3.654109
000589.OF	9.26E-04	7.80E-06	0.070913	0.888794	6.561958

GARCH(1,1)-GED 分布模型参数估计如表 7 所示。

Table 7. Parameter estimation under GED distribution
表 7. GED 分布下参数估计

证券代码	μ	ω	α	β	δ
000577.OF	7.64E-04	1.09E-05	0.088097	0.849482	1.502241
000409.OF	6.35E-04	4.54E-06	0.072243	0.915302	1.359966
001052.OF	4.89E-04	6.60E-06	0.077381	0.886367	1.240909
000051.OF	3.92E-04	6.56E-06	0.077716	0.879671	1.325331
000117.OF	1.01E-03	1.02E-05	0.078587	0.881908	1.553582
000367.OF	2.38E-04	5.66E-07	0.108617	0.851259	1.589816
002001.OF	3.65E-04	4.60E-06	1.00E-01	0.867448	1.458827
000029.OF	1.47E-11	3.23E-07	0.560093	0.648911	1.033302
000589.OF	8.30E-04	8.99E-06	0.079892	0.873334	1.40097

注：其中 δ 表示 GED 分布的自由度。

常数项的显著性不影响模型估计的结果 μ 、 ω ，忽略两项的显著性判断；ARCH 项系数和 GARCH 项系数，即 α 和 β 系数在 99%置信水平下均显著，且 $(\alpha + \beta) < 1$ ，满足系数约束条件，并且 $(\alpha + \beta)$ 非常接近于 1，说明样本基金日收益率序列具有较长记忆性。

应用 ARCH-LM 法对所建立的三种模型进行 ARCH 效应检验，滞后 3 阶，F 统计量和 Obs * R-squared 统计量的对应的 P 值都大于 0.05，三种模型的异方差现象均被消除。

4.4. 基于 GARCH 模型的 VaR 计算

本文采用的 VaR 计算公式为： $VaR_R = p_0 z_c \sigma \sqrt{\Delta t}$ ，日 VaR 的计算可表示为：

$$VaR_R = p_{t-1} z_c \sigma$$

其中 p_{t-1} 表示 $t-1$ 时刻的资产价格； σ 可由方差序列取平方根得到，Eviews 软件“Make GARCH Variance series”功能可以获取 GARCH 模型的方差序列； z_c 为三种分布对应置信水平的分位数。可利用 Eviews 软件计算三种残差分布函数的逆累积分布函数值，生成分位数 z_c ：

三种分布的逆累积分布函数值生成序列分别为：

正态分布：series n = @qnorm (显著水平)；

t 分布：series t = @qtdist (显著水平，自由度)；

GED 分布：series g = @qged (显著水平，尾部控制参数)。

标准正态分布在 95%置信水平下的分位数为： $z_{95\%} = 1.644853627$ ，99%置信水平下的分位数为 $z_{99\%} = 2.326347874$ ；

t 分布和 GED 分布在不同自由度和置信水平下的分位数见表 8。

Table 8. Quantile calculation of t-distribution and GED distribution
表 8. t 分布和 GED 分布的分位数计算

证券代码	t 分布		GED 分布	
	95%	99%	95%	99%
000577.OF	1.85714	2.889569	1.652737	2.497083
000409.OF	1.940824	3.135548	1.651654	2.561105

续表

001052.OF	1.999593	3.316302	1.648212	2.621539
000051.OF	1.944893	3.14785	1.650942	2.578
000117.OF	1.828991	2.809863	1.652569	2.47593
000367.OF	1.808926	2.753981	1.652314	2.461572
002001.OF	1.875579	2.94261	1.652675	2.515746
000029.OF	2.19117	3.950715	1.632467	2.744306
000589.OF	1.91378	3.054585	1.652244	2.54179

通过表中的分位数, 代入 $VaR_R = p_{t-1} z_c \sigma$ 公式, 即可计算出 9 支样本基金的日 VaR 估计值, 对日 VaR 估计值取平均, 即可得到 9 支样本基金的日均 VaR。见表 9。

Table 9. Daily VaR of sample funds
表 9. 样本基金日均 VaR

证券代码	95%置信水平			99%置信水平		
	GARCH(1,1)- 正态分布	GARCH(1,1)-t 分 布	GARCH(1,1)- GED 分布	GARCH(1,1)- 正态分布	GARCH(1,1)-t 分布	GARCH(1,1)-GED 分布
000577.OF	0.075368	0.084933	0.075503	0.106594	0.132149	0.114076
000409.OF	0.083955	0.100636	0.084569	0.118738	0.162584	0.131135
001052.OF	0.013714	0.01645	0.013528	0.019396	0.027282	0.021517
000051.OF	0.02789	0.032762	0.027743	0.039446	0.053026	0.043321
000117.OF	0.058535	0.065048	0.058726	0.082787	0.099933	0.087985
000367.OF	0.009545	0.010452	0.00956	0.0135	0.015912	0.014242
002001.OF	0.02876	0.032911	0.028884	0.040676	0.051634	0.043969
000029.OF	0.050716	0.073307	0.052388	0.071729	0.132174	0.088068
000589.OF	0.048706	0.056444	0.048629	0.068886	0.09009	0.07481

不同投资类型的样本基金的日均 VaR 估计值差异较大, 在 95%置信水平和 99%置信水平下和不同分布假设下, 两只普通股票型基金(安信价值精选股票、鹏华环保产业股票)日均 VaR 估计值均是最大的, 偏债型混合基金(国泰安康定期支付混合 A)日均 VaR 估计值最小; 债股平衡型、偏股混合型和灵活配置型样本基金的日均 VaR 估计值高于被动指数型股票样本基金。

4.5. 模型检验与评价

利用 kupiec 失败率检验对 VaR 模型的有效性进行检验, 在 95%和 99%置信水平下, 查表可知, LR 统计量的临界值分别为 3.841 和 6.635。在 95%置信水平下, 若 LR 统计量小于 3.841, 在 99%置信水平下, 若 LR 统计量小于 6.635, 则分别可接受原假设, 说明 VaR 模型准确有效; 反之则拒绝原假设, VaR 模型不能通过检验。如果失败次数过低, 则模型过于保守, 高估了风险。如果失败次数过高则低估了风险。样本测试天数为 1030 天, 在置信水平为 95%的情况下, 如果失败次数在区间[39, 65], LR 统计量就小于临界值 3.841; 在置信水平为 99%的情况下, 如果失败次数在区间[4, 19], LR 统计量就小于临界值 6.635。

Table 10. Model validation results at 95% confidence level
表 10. 95%置信水平下模型检验结果

基金代码	分布类型	失败次数	失败频率	LR 统计量
000577.OF	正态分布	47	0.045631	0.425848
	t 分布	31	0.030097	9.95565
	GED 分布	47	0.045631	0.425848
000409.OF	正态分布	51	0.049515	0.005126
	t 分布	32	0.031068	8.931911
	GED 分布	49	0.047573	0.129754
001052.OF	正态分布	56	0.054369	0.402954
	t 分布	31	0.030097	9.95565
	GED 分布	55	0.053398	0.245186
000051.OF	正态分布	54	0.052427	0.125835
	t 分布	27	0.026214	14.73816
	GED 分布	52	0.050485	0.005094
000117.OF	正态分布	50	0.048544	0.046418
	t 分布	38	0.036893	4.081735
	GED 分布	50	0.048544	0.046418
000367.OF	正态分布	48	0.046602	0.255948
	t 分布	33	0.032039	7.972686
	GED 分布	47	0.045631	0.425848
002001.OF	正态分布	59	0.057282	1.100398
	t 分布	40	0.038835	2.918441
	GED 分布	60	0.058252	1.405583
000029.OF	正态分布	54	0.052427	0.125835
	t 分布	18	0.017476	30.29048
	GED 分布	53	0.051456	0.045572
000589.OF	正态分布	42	0.040777	1.963312
	t 分布	29	0.028155	12.20487
	GED 分布	40	0.038835	2.918441

在 95%置信水平下，模型检验结果见表 10。根据 t 分布假设条件下的 GARCH 模型计算的 VaR 有 7 只样本基金未通过检验，根据正态分布假设条件下的 GARCH 模型和 GED 分布假设条件下的模型计算的 VaR 所有样本基金均通过检验。

Table 11. Model validation results at 99% confidence level
表 11. 99%置信水平下模型检验结果

基金代码	分布类型	失败次数	失败频率	LR 统计量
000577.OF	正态分布	21	0.02038835	8.632571701
	t 分布	7	0.006796117	1.203395663

续表

000409.OF	GED 分布	18	0.017475728	4.754494518
	正态分布	18	0.017475728	4.754494518
	t 分布	4	0.003883495	5.072047027
001052.OF	GED 分布	11	0.010679612	0.04701095
	正态分布	20	0.019417476	7.236101352
	t 分布	6	0.005825243	2.133494237
000051.OF	GED 分布	16	0.015533981	2.726156312
	正态分布	19	0.018446602	5.94165291
	t 分布	6	0.005825243	2.133494237
000117.OF	GED 分布	16	0.015533981	2.726156312
	正态分布	18	0.017475728	4.754494518
	t 分布	10	0.009708738	0.008912208
000367.OF	GED 分布	15	0.014563107	1.898885771
	正态分布	11	0.010679612	0.04701095
	t 分布	7	0.006796117	1.203395663
002001.OF	GED 分布	10	0.009708738	0.008912208
	正态分布	18	0.017475728	4.754494518
	t 分布	6	0.005825243	2.133494237
000029.OF	GED 分布	14	0.013592233	1.207017948
	正态分布	17	0.016504854	3.680480748
	t 分布	2	0.001941748	10.11138967
000589.OF	GED 分布	12	0.011650485	0.269141852
	正态分布	17	0.016504854	3.680480748
	t 分布	6	0.005825243	2.133494237
	GED 分布	16	0.015533981	2.726156312

在 99%置信水平下,模型检验结果见表 11。根据正态分布假设条件下的 GARCH 模型计算的 VaR 有 2 只基金未通过检验, t 分布假设条件下的 GARCH 模型计算的 VaR 有 1 只基金未通过检验, 根据 GED 分布假设条件下的 GARCH 模型计算的 VaR 均通过检验。根据 95%置信水平和 99%置信水平下各种样本基金的 kupiec 失败率检验结果, 有理由认为根据 GED 分布假设条件下的 GARCH 模型计算 VaR 更为准确。

5. 结论

通过以上的实证分析可得出如下结论:

第一, 偏债混合型基金风险较低, 普通股票型基金风险较高。根据 VaR 计算结果, 两种普通股票型基金(安信价值精选股票、鹏华环保产业股票)的 VaR 值是最高的, 偏债混合型基金的(国泰安康定期支付混合 A) VaR 值是最低的; 被动指数型股票基金(华夏中证 500ETF 联接 A 和华夏沪深 300ETF 联接 A)的

VaR 值高偏债混合型基金, 但低于其他混合型基金。

第二, 相同的模型在不同假设条件下计算的 VaR 值不同。从整体上看, 根据 GARCH(1,1)-正态分布模型计算的 VaR 值略低, 根据 GARCH(1,1)-t 分布模型计算的 VaR 值略高, 根据 GARCH(1,1)-GED 分布模型计算的 VaR 值介于两者之间。在进行 VaR 值计算前应根据样本数据序列的统计性特点, 进行具体的分析。投资者在购买基金理财产品前, 可在不同的假设条件下分别计算 VaR, 进行综合判断。

第三, 根据 Kupiec 失败率检验法的检验结果, GARCH(1,1)-正态分布模型计算的 VaR 存在低估风险的情况, 根据 GARCH(1,1)-t 分布模型计算的 VaR 存在高估风险的情况, 相比以上两种模型, 根据 GARCH(1,1)-GED 分布模型计算 VaR 更为准确, 不存在明显高估或低估风险的倾向。

参考文献

- [1] Morgan, P.J. (1995) Risk Metrics Technology Document. 3rd Edition, Morgan Trust Compay Global Rseearch.
- [2] Jorion, P. (1996) Risk²: Measuring the Risk in Value at Risk. *Financial Analysts Journal*, 52, 47-56. <https://doi.org/10.2469/faj.v52.n6.2039>
- [3] Kupiec, P.H. (1995) Techniques for Verifying the Accuracy of Risk Measurement Models. *The Journal of Derivatives*, 3, 73-84. <https://doi.org/10.3905/jod.1995.407942>
- [4] 郑文通. 金融风险管理的 VaR 方法及其应用[J]. 国际金融研究, 1997(9): 58-62.
- [5] 刘兴权, 王振山, 史永东. 金融风险中的 VaR 模型及其应用[J]. 东北财经大学学报, 1999(6): 49-51.
- [6] 范英. VaR 方法及其在股市风险分析中的应用初探[J]. 中国管理科学, 2000(3): 27-33.
- [7] Engle, R.F. (1982) Autoregressive Conditional Heteroscedasticity with Estimates of the Variance of United Kingdom Inflation. *Econometrica*, 50, 987-1007. <https://doi.org/10.2307/1912773>
- [8] Bollerslev, 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)
- [9] 陈守东, 俞世典. 基于 GARCH 模型的 VaR 方法对中国股市的分析[J]. 吉林大学社会科学学报, 2002, 42(4): 11-17.
- [10] 吴慧慧. 基于 GARCH 模型 VAR 方法外汇风险度量[D]: [硕士学位论文]. 济南: 山东大学, 2013.
- [11] 翟普珠. 开放式基金风险的度量分析与影响因素的研究[D]: [硕士学位论文]. 成都: 西南财经大学, 2013.
- [12] 王扬. 我国货币市场基金风险估计及其风险管理分析[D]: [硕士学位论文]. 沈阳: 辽宁大学, 2015.
- [13] 王亚军, 李星野. 开放式 LOF 基金风险度量的实证研究——基于 GARCH-VaR 模型的方法[J]. 改革与开放, 2015(9): 22-24.
- [14] 田原琨. 基于 GARCH 族模型的中国股票市场风险测度的实证分析[D]: [硕士学位论文]. 济南: 山东财经大学, 2016.
- [15] 宋沁鸽, 李阳. 我国开放式基金风险度量研究——基于 GARCH-VaR 模型[J]. 统计与管理, 2021, 36(4): 52-57.